

Memorial Anisio Mendes Lacerda

Apresentado como requisito parcial para o concurso
de professor Adjunto Nível 1 - DCC/UFMG

Agenda

- Formação acadêmica
- Experiência em pesquisa
- Experiência em ensino
- Atividades de extensão
- Administração acadêmica
- Experiência não-docente
- Síntese

Formação acadêmica

Graduação

● Bacharelado em Ciência da Computação

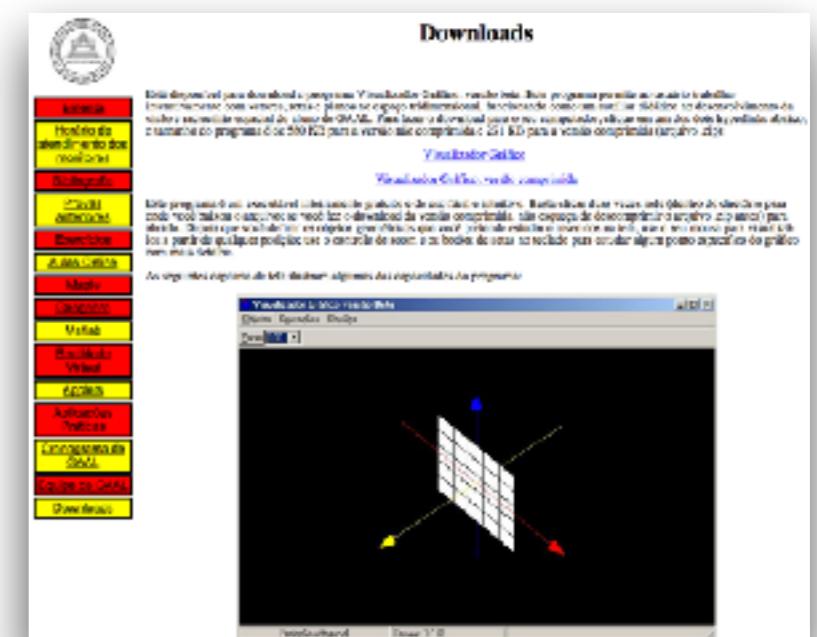
- Universidade Federal de Minas Gerais
- 2002-2005

● Iniciação científica

- Segmentação de páginas Web (Recuperação de Informação)

● Visualizador gráfico

- Prof. Rodney Josué Biezuner - DMAT/UFMG



Mestrado

- Mestrado em Ciência da Computação
 - Universidade Federal de Minas Gerais
 - 2006-2008
- Uso de programação genética para propaganda direcionada baseada em conteúdo
 - Orientador: Prof. Nivio Ziviani
 - Co-orientador: Prof. Marcos André Gonçalves
 - Colaboração: Prof. Weiguo Fan (Virginia Tech University)
- Resultado publicado no ACM SIGIR
 - 187 citações
 - *Travel grant*
- Google Academic Prize
 - *Top Master Student in Computer Science at UFMG in 2008*

Doutorado

- **Doutorado em Ciência da Computação**
 - Universidade Federal de Minas Gerais
 - 2009-2013
- **Revenue optimization and customer targeting in daily-deals sites**
 - Orientador: Prof. Nivio Ziviani
 - Co-orientador: Prof. Adriano Veloso
- **12 Publicações**
 - Conferências: 7 e Periódicos: 4
 - *Doctoral Consortium - ACM WSDM*
- **Monitoria em Recuperação de Informação**
 - Coleção de páginas Web (1M) + API

Agenda

- Formação acadêmica
- Experiência em pesquisa
- Experiência em ensino
- Atividades de extensão
- Administração acadêmica
- Experiência não-docente
- Síntese

Pesquisa

Mestrado Doutorado CEFET-MG

Pesquisa

Mestrado

Doutorado

CEFET-MG

Defesa da Tese

Bolsa PQ

Mestrado

Mestrado



Criando filhos melhores para o mundo em BH
Canguru

Uma seleção dos melhores parques de BH para passear em família

COMPARTILHE:   



Foto: Serra do Curral - Vander Bras

Belo Horizonte possui uma infinidade de opções de atividades ao ar livre para toda a família. Seja para um piquenique, para andar de bicicleta ou pra prática de algum esporte, os parques da capital mineira oferecem infraestrutura para momentos de lazer e diversão. A Canguru listou alguns dos principais parques de BH. Confira.

Mestrado

Criando filhos melhores para o mundo em BH



Canguru

Uma seleção dos melhores parques de BH para passear em família

COMPARTILHE:



Foto: Serra do Curral - Vander Bras

Belo Horizonte possui uma infinidade de opções de atividades ao ar livre para toda a família. Seja para um piquenique, para andar de bicicleta ou pra prática de algum esporte, os parques da capital mineira oferecem infraestrutura para momentos de lazer e diversão. A Canguru listou alguns dos principais parques de BH. Confira.

Base de propagandas



Mestrado

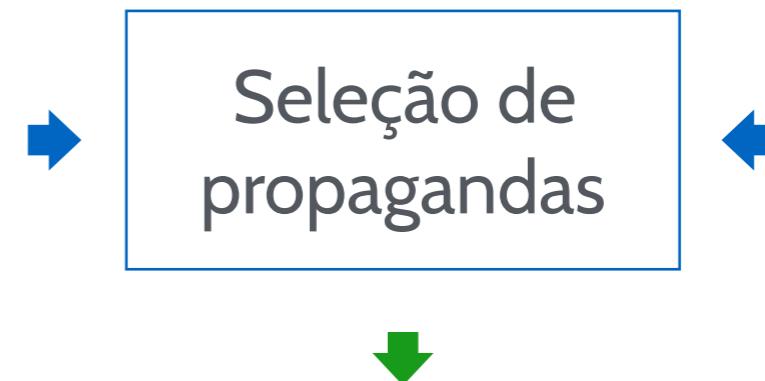


Criando filhos melhores para o mundo em BH
Canguru
Uma seleção dos melhores parques de BH para passear em família

COMPARTILHE:   

Foto: Serra do Curral - Vander Bras

Belo Horizonte possui uma infinidade de opções de atividades ao ar livre para toda a família. Seja para um piquenique, para andar de bicicleta ou pra prática de algum esporte, os parques da capital mineira oferecem infraestrutura para momentos de lazer e diversão. A Canguru listou alguns dos principais parques de BH. Confira.



Como casar páginas Web e propagandas?

● Estado da arte na época [Ribeiro-Neto et. al. '05]

- Cosseno
- *Bag of Words*: título + descrição

● Explorar texto + estrutura

57 características



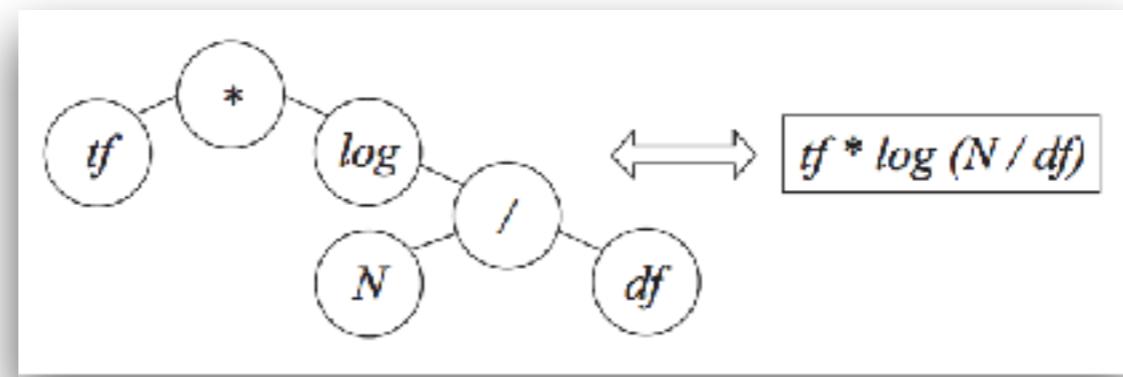
Features used	Statistical meaning
$tf_{G,P}$	Number of times the term appeared in the part P of the ad grouped by G .
$tf_{\max G,P}$	Maximum tf in the part P of the ad grouped by G .
$tf_{\text{avg} G,P}$	Average tf in the part P of the ad grouped by G .
$tf_{\max \text{col} G,P}$	Maximum $tf_{G,P}$ in the entire collection.
$\text{length}_{G,P}$	Number of terms in the part P of the ad grouped by G .
$n_{G,P}$	Number of distinct terms in the part P of the ad grouped by G .
$df_{ad,P}$	Number of ads in the collection the term appeared in the part P .
$df_{\max ad,P}$	Maximum $df_{ad,P}$.
$df_{camp,P}$	Number of campaigns in the collection the term appeared in the part P .
$df_{\max camp,P}$	Maximum $df_{camp,P}$.
N_{ad}	Number of ads in the collection.
N_{camp}	Number of campaigns in the collection.
N	Real constant randomly generated by GP.

Aprender a melhor função de casamento

● Desafio

- Como combinar essas características?
- Qual a importância de cada parte da página?

● Programação genética

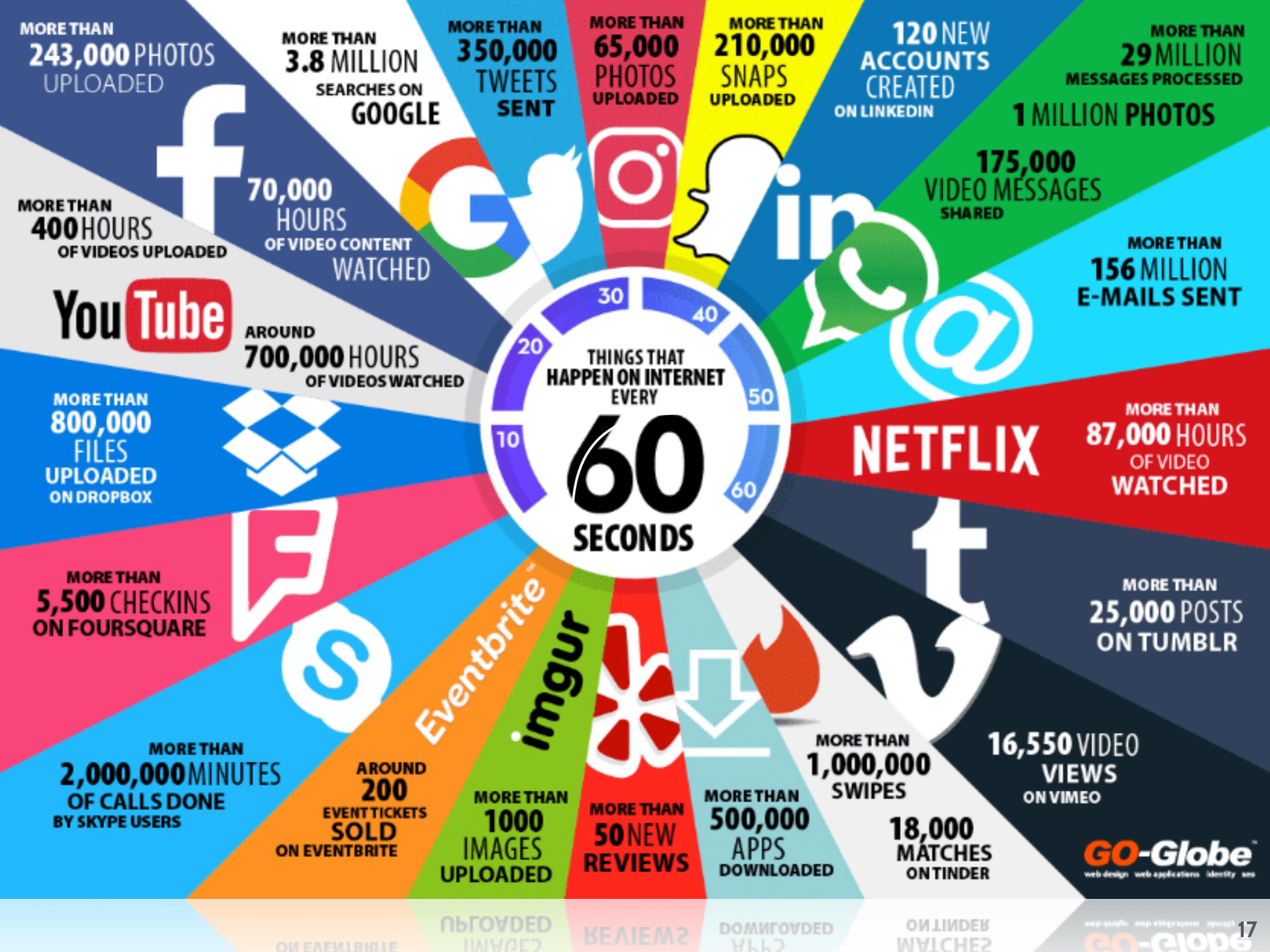


● Contribuição

- Um arcabouço baseado em **programação genética** que leva em consideração **representações textuais ponderadas**

Publicação	Autores	Trabalho	Venue
Conferência	<u>Anisio Lacerda</u> , Marcos Gonçalves, Nivio Ziviani, Berthier Ribeiro-Neto, Weiguo Fan	Learning to Advertise	ACM SIGIR'06

Doutorado





**MORE THAN
243,000 PHOTOS
UPLOADED**

MORE THAN
3.8 MILLION
SEARCHES ON
GOOGLE

MORE THAN
210,000
SNAPS
UPLOADED



**MORE THAN
400 HOURS
OF VIDEOS UPLOADED**



**70,000
HOURS
OF VIDEO CONTENT
WATCHED**

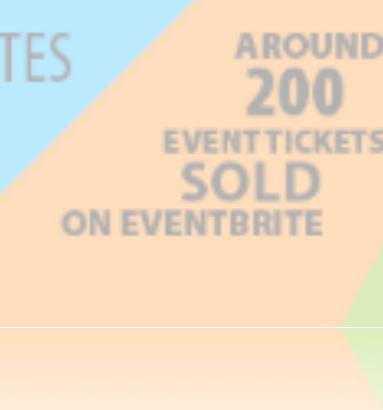


**AROUND
700,000 HOURS
OF VIDEOS WATCHED**

**MORE THAN
800,000
FILES
UPLOADED
ON DROPBOX**

MORE THAN
5,500 CHECKINS
ON FOURSCAPE

MORE THAN
2,000,000 MINUTES
OF CALLS DONE
BY SKYPE USERS



MORE THAN
1000
IMAGES
UPLOADED

MORE THAN
500,000
APPS
DOWNLOADED



16,550 VIDEO
VIEWS
ON VIMEO



[Look inside](#)

Einstein: His Life and Universe Paperback – May 13, 2008
by [Walter Isaacson](#) (Author)
★★★★★ 795 customer reviews

[See all 28 formats and editions](#)

Kindle \$13.59	Hardcover from \$0.01	Paperback \$13.78	Audible \$0.00
-------------------	--------------------------	-----------------------------	-------------------

[Read with Our Free App](#) [407 Used from \\$0.01](#) [278 Used from \\$2.00](#)
[44 New from \\$7.45](#) [111 New from \\$5.33](#) [34 Collectible from \\$8.99](#) [12 Collectible from \\$6.96](#)

[Free with your Audible trial](#)

By the author of the acclaimed bestsellers *Benjamin Franklin* and *Steve Jobs*, this is the definitive biography of Albert Einstein.

How did his mind work? What made him a genius? Isaacson's biography shows how his scientific imagination sprang from the rebellious nature of his personality. His fascinating story is a testament to the connection between creativity and freedom.

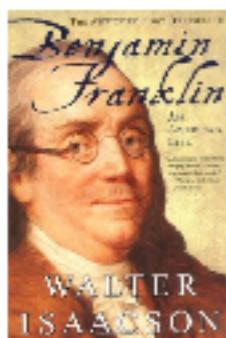
Based on newly released personal letters of Einstein, this book explores how an imaginative, impudent patent clerk—a struggling father in a difficult marriage who couldn't get a teaching job or a doctorate—became the mind reader of the creator of the cosmos, the locksmith of the mysteries of the atom, and the [+ Read more](#)

[Listen](#)

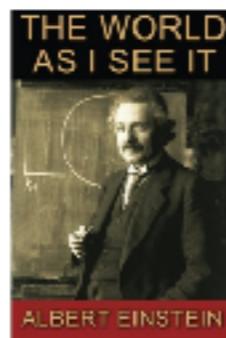
[See all 4 images](#)

Customers Who Bought This Item Also Bought

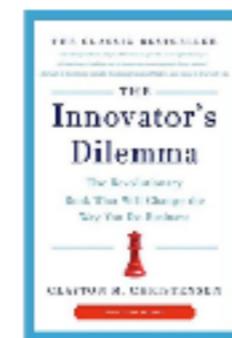
Page 1 of 17



[Benjamin Franklin: An American Life](#)
Walter Isaacson
★★★★★ 614
Paperback
\$11.90



[The World As I See It](#)
Albert Einstein
★★★★★ 21
Paperback
\$5.99



[The Innovator's Dilemma: The Revolutionary Book That Will Change the Way You Do Business](#)
Clayton M. Christensen
★★★★★ 227
#1 Best Seller In Development & Growth Economics Paperback
\$10.11



[Business Adventures: Twelve Classic Tales from the World of Wall Street](#)
John Brooks
★★★★★ 311
#1 Best Seller In Commerce Paperback
\$13.23



[The Innovators: How a Group of Hackers, Geniuses, and Geeks... Walter Isaacson](#)
Walter Isaacson
★★★★★ 940
Paperback
\$16.19



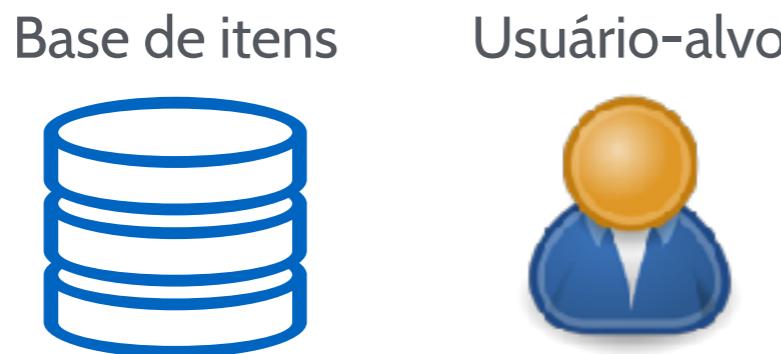
[Steve Jobs](#)
Walter Isaacson
★★★★★ 5,075
Paperback
\$11.90



Sistemas de recomendação [Bobadilla et. al.'13]



Sistemas de recomendação [Bobadilla et. al.'13]



Sistema de
Recomendação



item	score
B	0.8
C	0.5
A	0.2
F	0.1

Sistemas de recomendação [Bobadilla et. al.'13]

Base de itens



Usuário-alvo



$$score(u, i) = \mathbf{q}_i^T \mathbf{p}_u$$

Sistema de
Recomendação



item	score
B	0.8
C	0.5
A	0.2
F	0.1

Sistemas de recomendação [Bobadilla et. al.'13]

Base de itens



Usuário-alvo



$$score(u, i) = \mathbf{q}_i^T \mathbf{p}_u$$

Sistema de
Recomendação



item	score
B	0.8
C	0.5
A	0.2
F	0.1

$$\min_{\mathbf{q}^*, \mathbf{p}^*} \sum_{(u,i) \in \kappa} (r_{ui} - \mathbf{q}_i^T \mathbf{p}_u)^2 + \lambda(\|\mathbf{q}_i\|^2 + \|\mathbf{p}_u\|^2)$$

Sistemas de recomendação [Bobadilla et. al.'13]

Base de itens



Usuário-alvo



$$score(u, i) = \mathbf{q}_i^T \mathbf{p}_u$$

Sistema de
Recomendação



item	score
B	0.8
C	0.5
A	0.2
F	0.1

avaliação real

$$\min_{\mathbf{q}^*, \mathbf{p}^*} \sum_{(u,i) \in \kappa} (r_{ui} - \mathbf{q}_i^T \mathbf{p}_u)^2 + \lambda (\|\mathbf{q}_i\|^2 + \|\mathbf{p}_u\|^2)$$

Sistemas de recomendação [Bobadilla et. al.'13]

Base de itens



Usuário-alvo



$$score(u, i) = \mathbf{q}_i^T \mathbf{p}_u$$

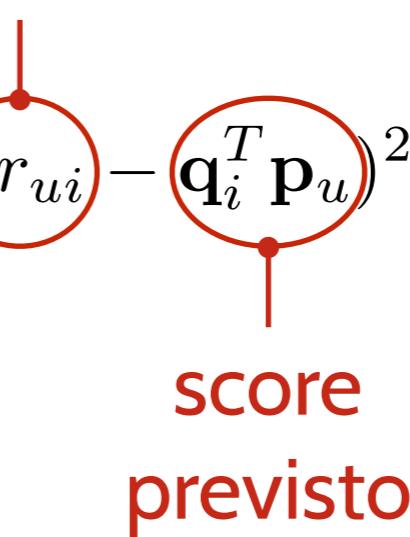
Sistema de
Recomendação



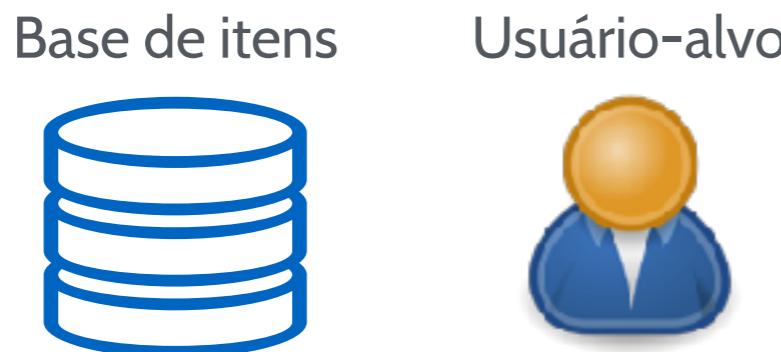
item	score
B	0.8
C	0.5
A	0.2
F	0.1

avaliação real

$$\min_{\mathbf{q}^*, \mathbf{p}^*} \sum_{(u,i) \in \kappa} (r_{ui} - \mathbf{q}_i^T \mathbf{p}_u)^2 + \lambda (\|\mathbf{q}_i\|^2 + \|\mathbf{p}_u\|^2)$$



Sistemas de recomendação [Bobadilla et. al.'13]



$$score(u, i) = \mathbf{q}_i^T \mathbf{p}_u$$

Sistema de
Recomendação



item	score
B	0.8
C	0.5
A	0.2
F	0.1

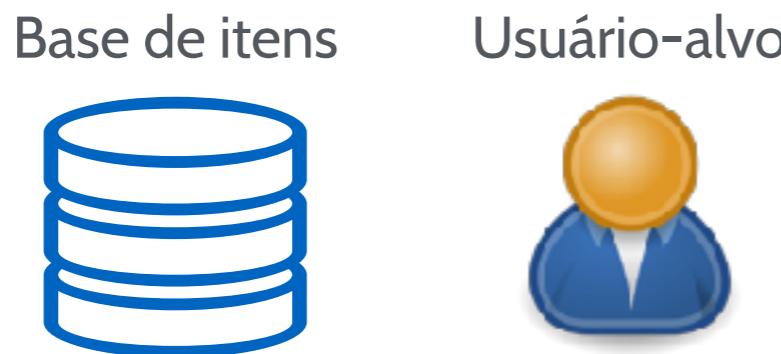
avaliação real

$$\min_{\mathbf{q}^*, \mathbf{p}^*} \sum_{(u,i) \in \kappa} (r_{ui} - \mathbf{q}_i^T \mathbf{p}_u)^2 + \lambda (\|\mathbf{q}_i\|^2 + \|\mathbf{p}_u\|^2)$$

score
previsto

regularização

Recomendação p/ compra coletiva



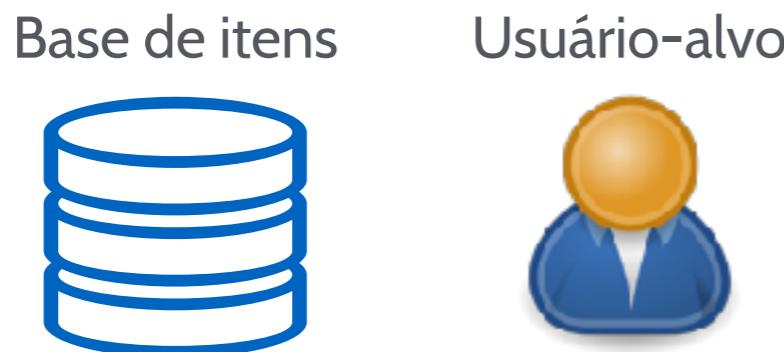
Sistema de
Recomendação

- **Catálogo dinâmico**
 - Novos itens
- **Catálogo a definir**
 - Sub-conjunto dos itens
- **Canal: *e-mail***
 - Evitar recs. indesejadas



item	score
B	0.8
C	0.5
A	0.2
F	0.1

Recomendação p/ compra coletiva



Sistema de
Recomendação



item	score
B	0.8
C	0.5
A	0.2
F	0.1

- **Catálogo dinâmico**
 - Novos itens
- **Catálogo a definir**
 - Sub-conjunto dos itens
- **Canal: *e-mail***
 - Evitar recs. indesejadas

● Outros cenários

- Portais de notícias [Lihong et al. '10]
- Conteúdo sensível [Tang et al. '16]

Tipos de aprendizado [Cesa-Bianchi '06]

- Aprendizado em *batch*
 - Acesso a todas instâncias de treinamento
- Aprendizado em sequencial
 - Acesso a uma instância por vez (*streaming*)

Tipos de aprendizado [Cesa-Bianchi '06]

- Aprendizado em *batch*

- Acesso a todas instâncias de treinamento



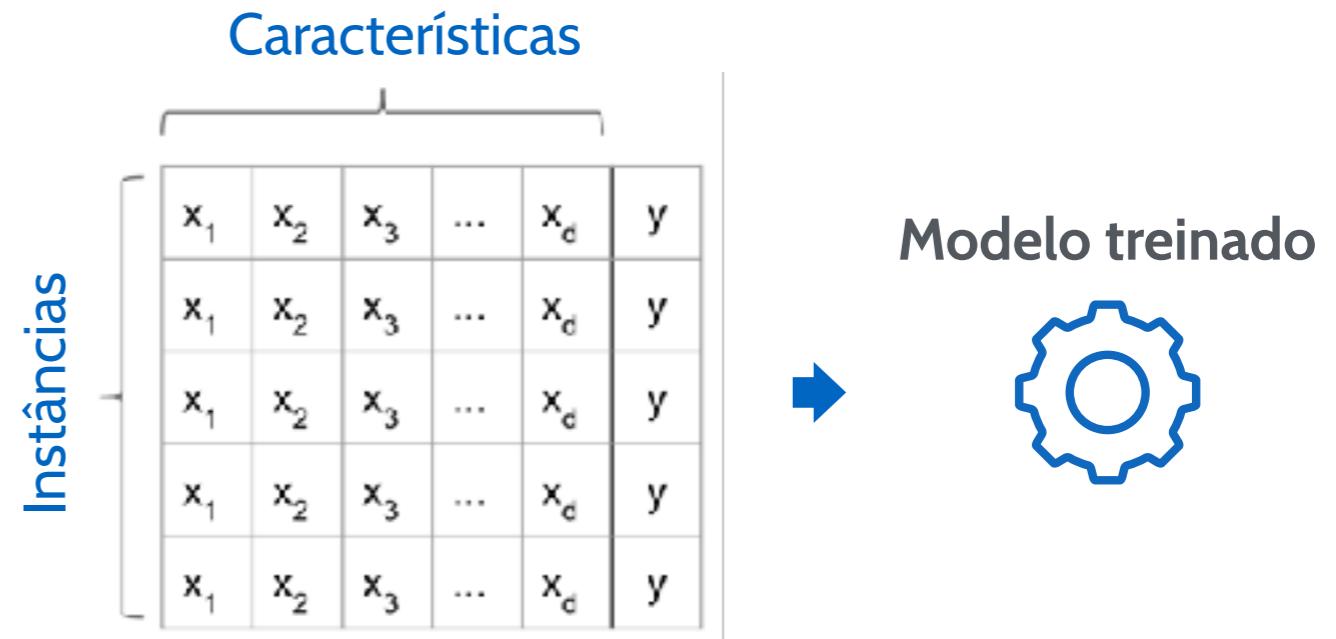
- Aprendizado em sequencial

- Acesso a uma instância por vez (*streaming*)

Tipos de aprendizado [Cesa-Bianchi '06]

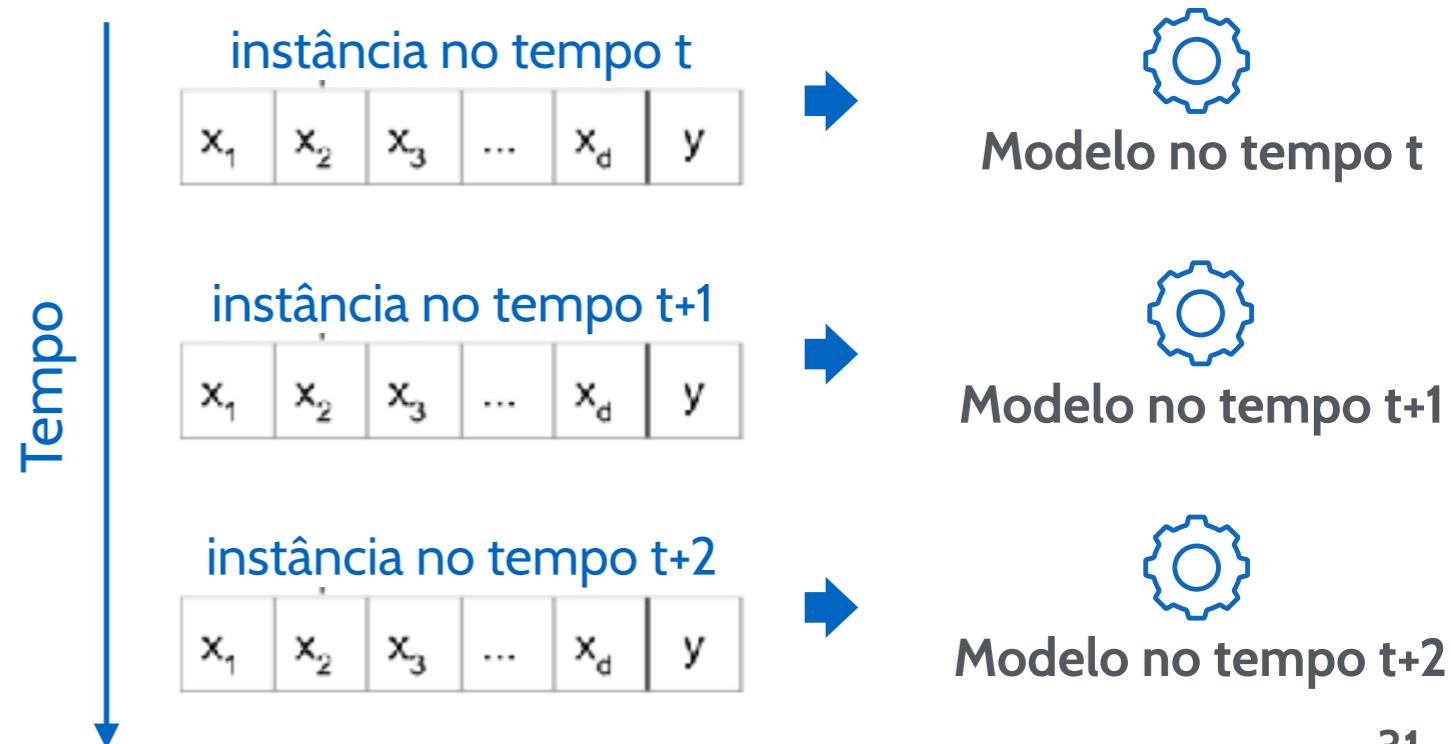
● Aprendizado em *batch*

- Acesso a todas instâncias de treinamento



● Aprendizado em sequencial

- Acesso a uma instância por vez (*streaming*)



Aprendizado de máquina por reforço

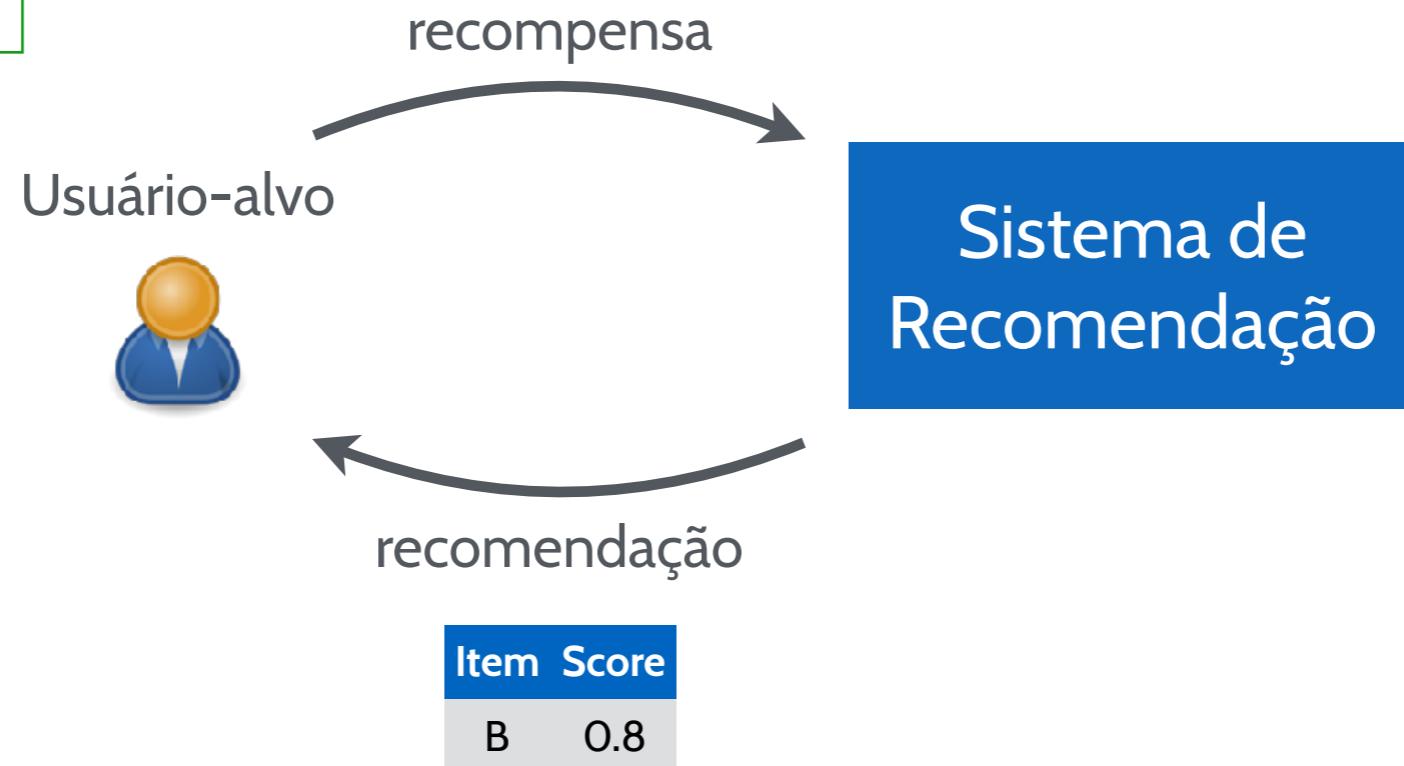
Aprendizado de máquina por reforço

a cada instante t

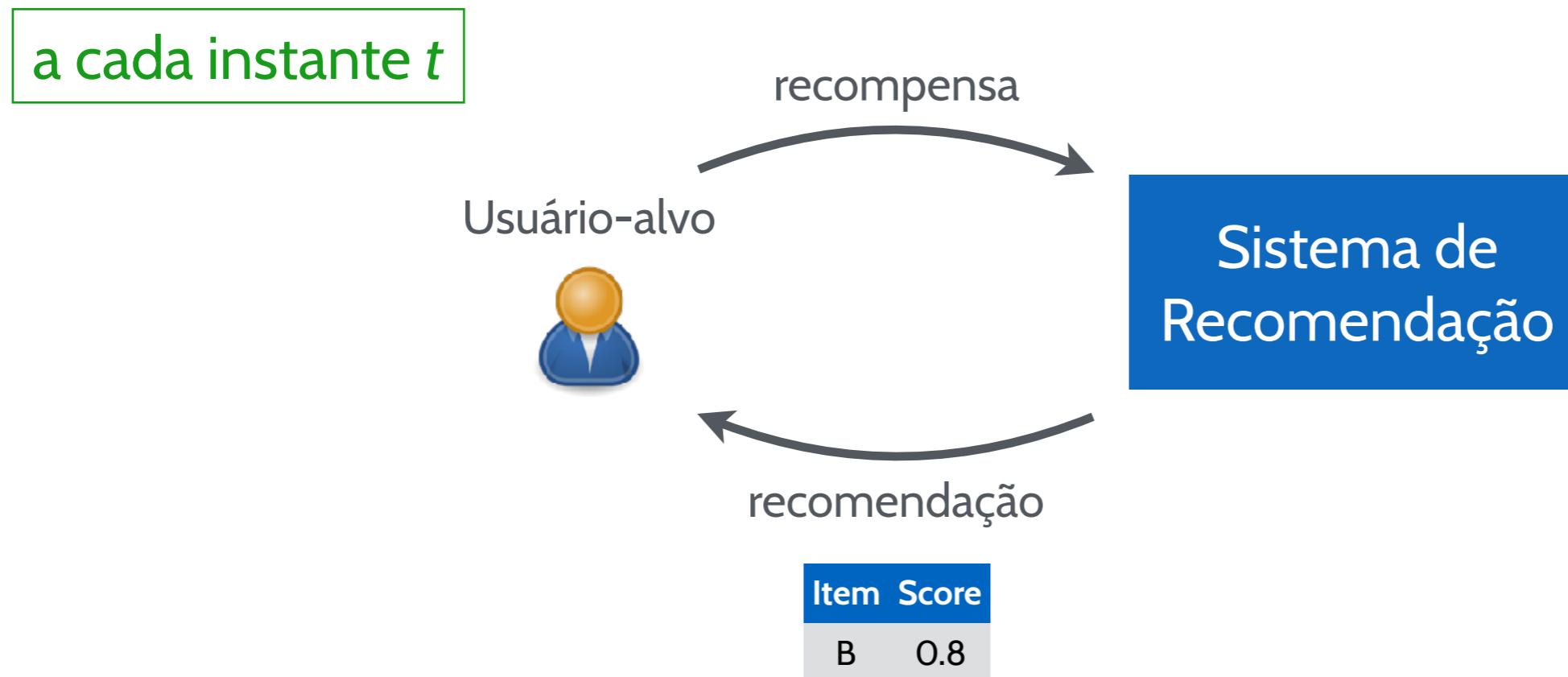


Aprendizado de máquina por reforço

a cada instante t



Aprendizado de máquina por reforço

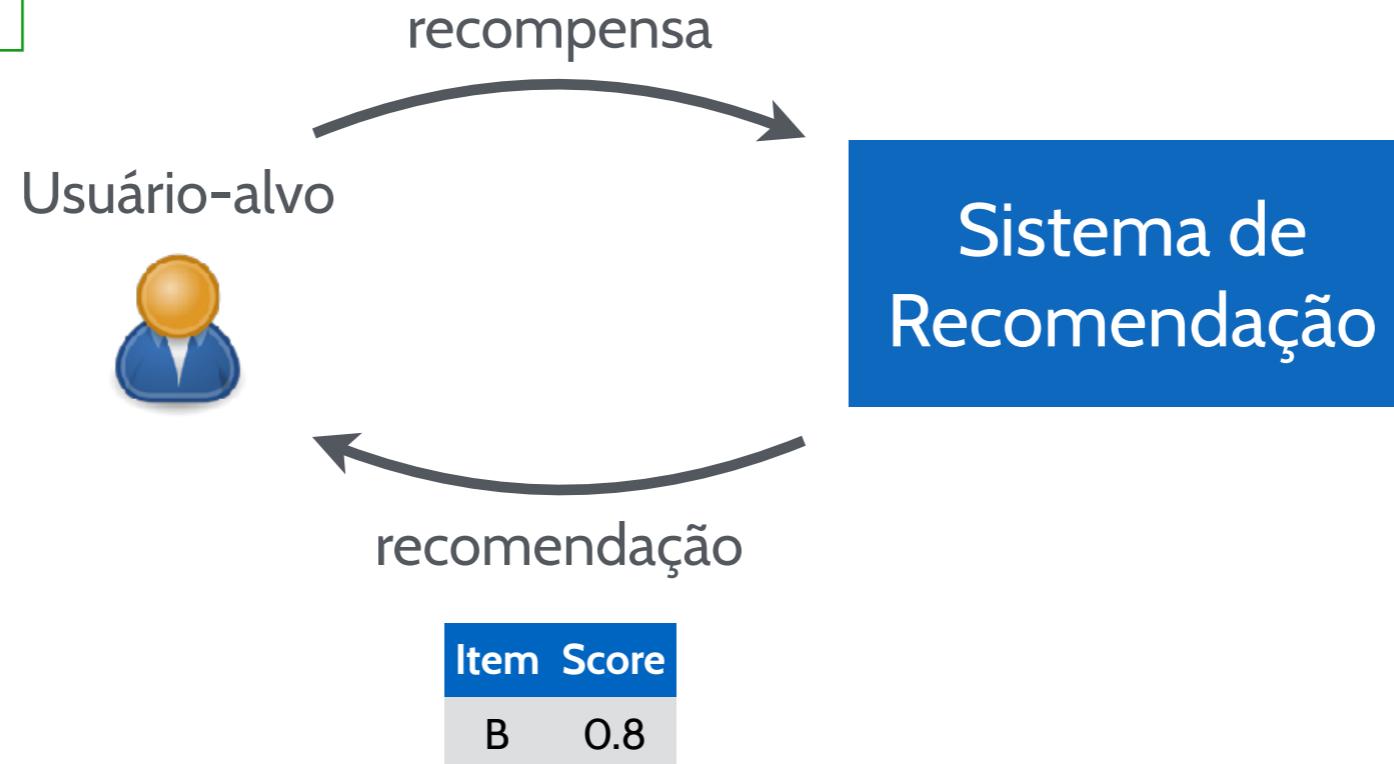


- **Recompensa limitada**

- Depende do item recomendado
- O sistema só “aprende” preferência sobre item recomendado

Aprendizado de máquina por reforço

a cada instante t



- **Recompensa limitada**
 - Depende do item recomendado
 - O sistema só “aprende” preferência sobre item recomendado
- ***Exploration/Exploitation Dilemma***
 - Aprender sobre o usuário (**exploration**)
 - Escolher o item mais relevante no momento (**exploitation**)

Multi-armed bandits [Lihong et al. '10]

- Um Multi-armed Bandit é uma tupla $\langle \mathcal{A}, \mathcal{R} \rangle$
- \mathcal{A} é um conjunto de m ações (ou “arms”)
- $\mathcal{R}^a(r) = \mathbb{P}(r|a)$ é uma distribuição de probabilidade desconhecida sobre as recompensas

Multi-armed bandits [Lihong et al. '10]

- Um Multi-armed Bandit é uma tupla $\langle \mathcal{A}, \mathcal{R} \rangle$
- \mathcal{A} é um conjunto de m ações (ou “arms”)
- $\mathcal{R}^a(r) = \mathbb{P}(r|a)$ é uma distribuição de probabilidade desconhecida sobre as recompensas
- A cada instante t o agente seleciona uma ação $a_t \in \mathcal{A}$
- O ambiente gera uma recompensa $r_t \sim R^{a_t}$

Multi-armed bandits [Lihong et al. '10]

- Um Multi-armed Bandit é uma tupla $\langle \mathcal{A}, \mathcal{R} \rangle$
 - \mathcal{A} é um conjunto de m ações (ou “arms”)
 - $\mathcal{R}^a(r) = \mathbb{P}(r|a)$ é uma distribuição de probabilidade desconhecida sobre as recompensas
 - A cada instante t o **agente** seleciona uma **ação** $a_t \in \mathcal{A}$
recomendador **item**
 - O **ambiente** gera uma **recompensa** $r_t \sim R^{a_t}$
usuário **click** **recompensa**



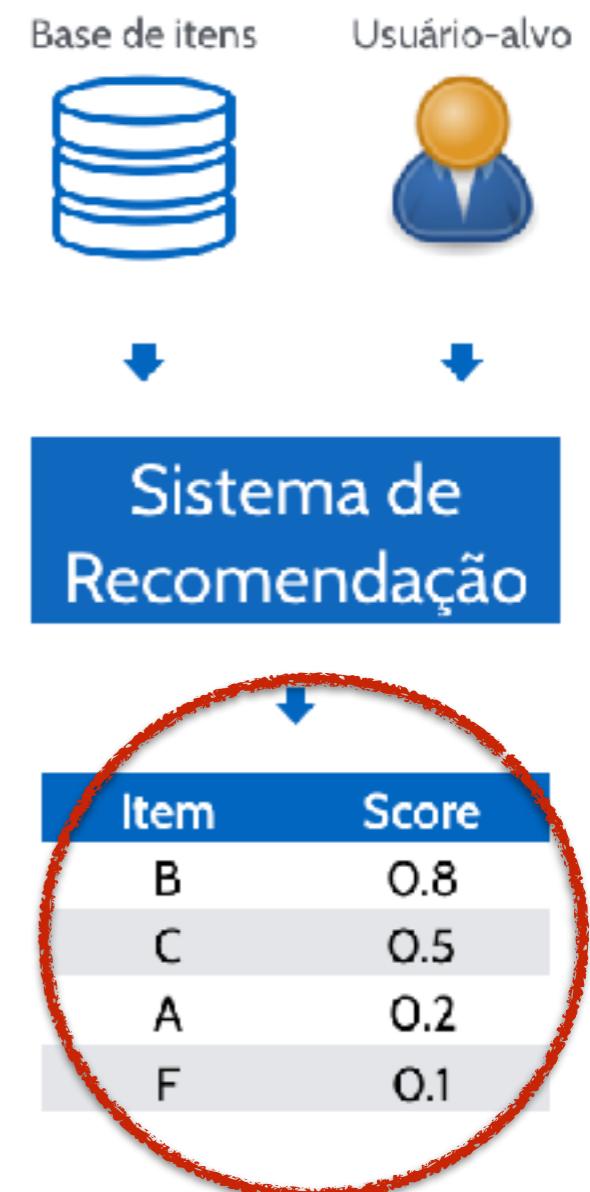
Multi-armed bandits [Lihong et al. '10]

- Um Multi-armed Bandit é uma tupla $\langle \mathcal{A}, \mathcal{R} \rangle$
 - \mathcal{A} é um conjunto de m ações (ou “arms”)
 - $\mathcal{R}^a(r) = \mathbb{P}(r|a)$ é uma distribuição de probabilidade desconhecida sobre as recompensas
 - A cada instante t o **agente** seleciona uma **ação** $a_t \in \mathcal{A}$
recsys item
 - O **ambiente** gera uma **recompensa** $r_t \sim R^{a_t}$
usuário click
 - O objetivo é maximizar a recompensa acumulada

$$\sum_{\tau=1}^t r_\tau$$

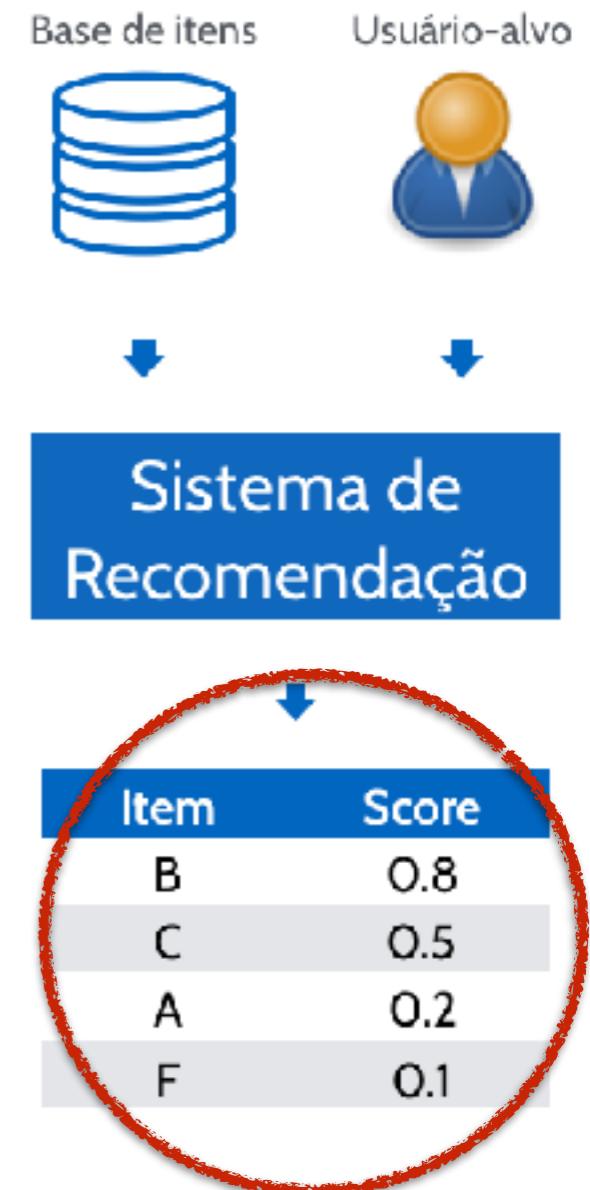
Recomendação por e-mail

- Estado da arte na época [Byers et. al. '12]
 - Aprendizado em *batch* (ignorava *feedback*)



Recomendação por e-mail

- Estado da arte na época [Byers et. al. '12]
 - Aprendizado em *batch* (ignorava *feedback*)
- Como usar o *feedback* para melhorar as recomendações?
 - Aprendizado de Máquina por Reforço
 - arms = items
- Contribuição
 - Um método baseado em *Multi-armed bandits* que maximiza o uso de *feedback* das recomendações



Recomendação por e-mail

- Estado da arte na época [Byers et. al. '12]

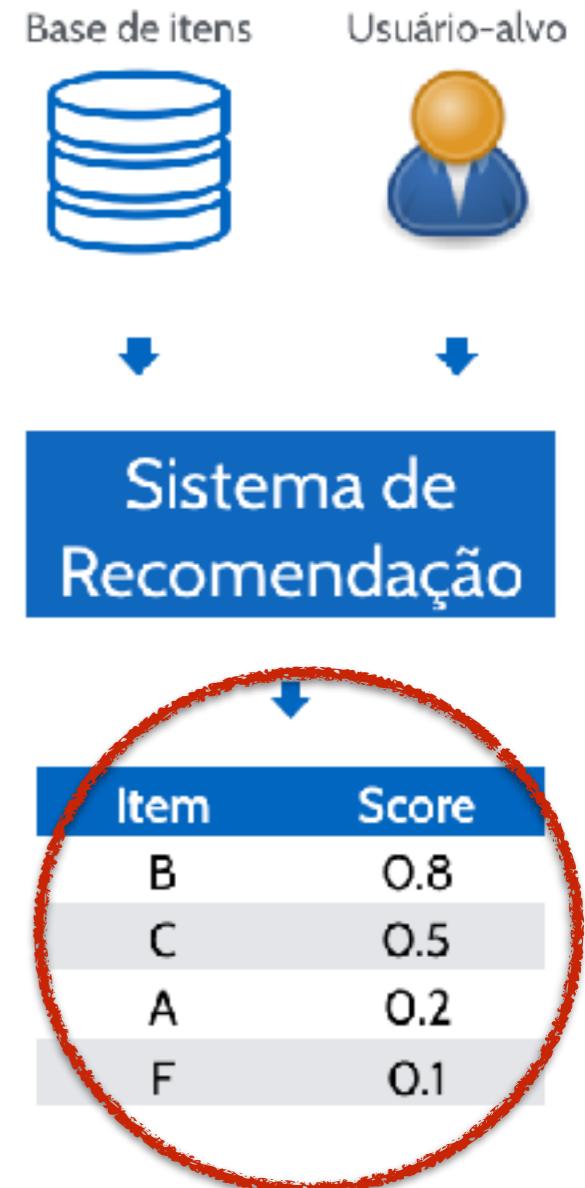
- Aprendizado em *batch* (ignorava *feedback*)

- Como usar o *feedback* para melhorar as recomendações?

- Aprendizado de Máquina por Reforço
- arms = items

- Contribuição

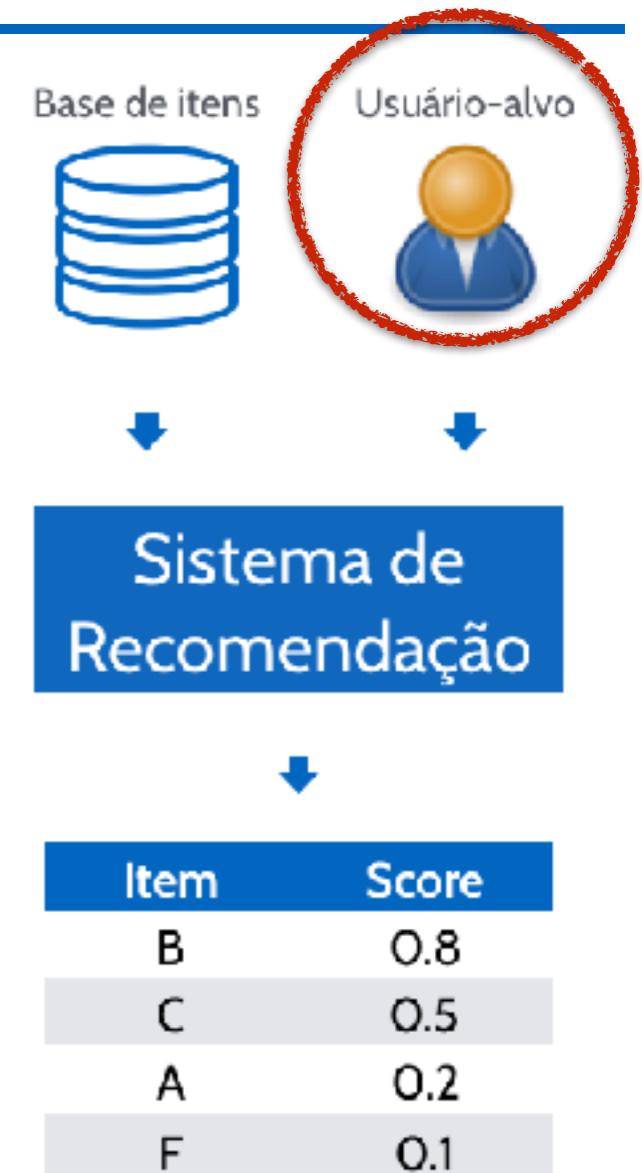
- Um método baseado em *Multi-armed bandits* que maximiza o uso de *feedback* das recomendações



Publicação	Autores	Trabalho	Venue
Periódico	Anisio Lacerda, Rodrygo Santos, Adriano Veloso, Nivio Ziviani	Improving Daily Deals Recommendations using Explore-then-exploit strategies	Information Retrieval Journal'15
Conferência	Anisio Lacerda, Adriano Veloso, Nivio Ziviani	Exploratory and Interactive Daily Deals Recommendation	ACM RecSys'13

Priorização de e-mails

- Estado da arte na época [Rendle et. al. '11]
 - Recomendação por fatoração de matrizes



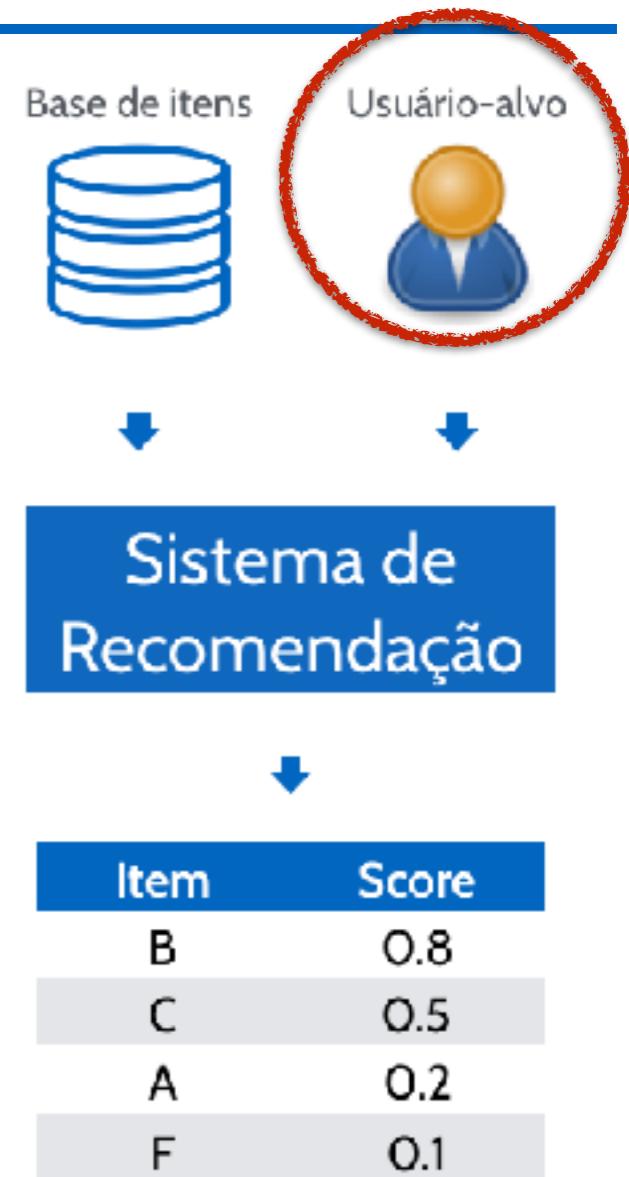
Priorização de e-mails

- Estado da arte na época [Rendle et. al. '11]
 - Recomendação por fatoração de matrizes
- Como priorizar envio de e-mails evitando recomendações indesejadas?
 - Aprendizado de Máquina por Reforço
 - arms = usuários
- Contribuição
 - Um método baseado em *Multi-armed bandits* para decisão sequencial de qual critério adotar no envio das mensagens



Priorização de e-mails

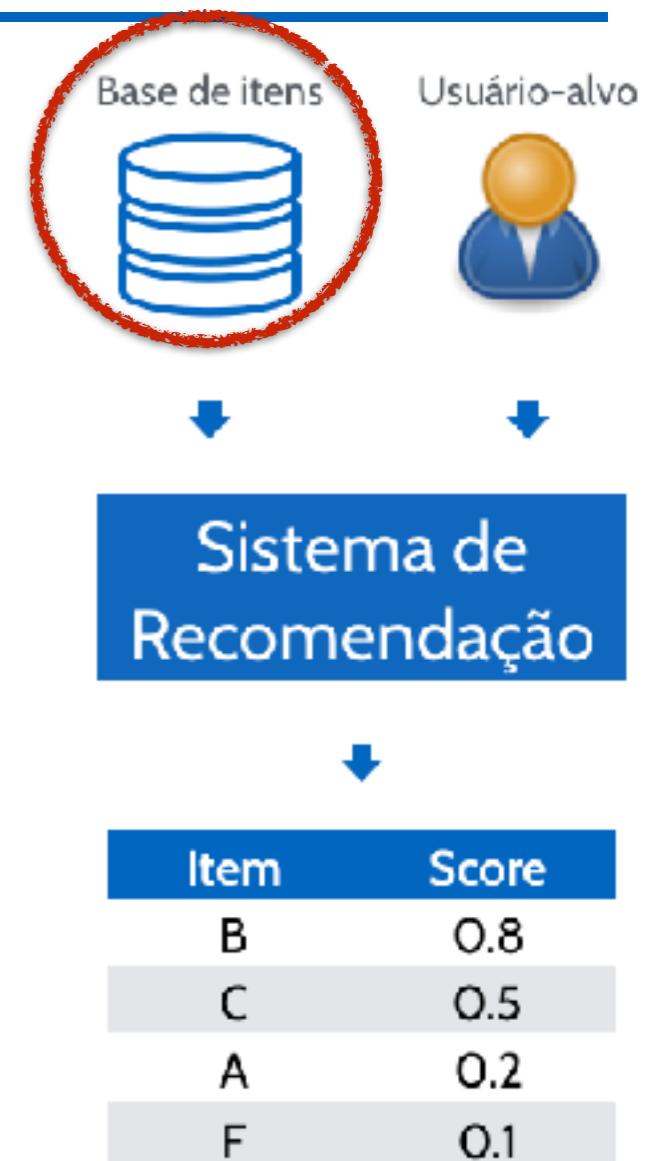
- Estado da arte na época [Rendle et. al. '11]
 - Recomendação por fatoração de matrizes
- Como priorizar envio de e-mails evitando recomendações indesejadas?
 - Aprendizado de Máquina por Reforço
 - arms = usuários
- Contribuição
 - Um método baseado em **Multi-armed bandits** para decisão sequencial de qual critério adotar no envio das mensagens



Publicação	Autores	Trabalho	Venue
Conferência	Anisio Lacerda, Adriano Veloso, Nivio Ziviani	Adding Value to Daily-deals Recommendation: Multi-armed Bandits to Match Customers and Deals	BRACIS'15

Previsão de demanda

- Estado da arte na época [Lappas and Terzi et al. '12]
 - Não explorava relação de competição



Previsão de demanda

- Estado da arte na época [Lappas and Terzi et al. '12]

- Não explorava relação de competição



- Como prever a competitividade entre ofertas e prever sua demanda?

- Representação por **modelos de tópicos (texto)**

Sistema de
Recomendação

Item	Score
B	0.8
C	0.5
A	0.2
F	0.1

- Contribuição

- Um **método de regressão baseado em modelagem probabilística de tópicos** que explora informação **textual**

Previsão de demanda

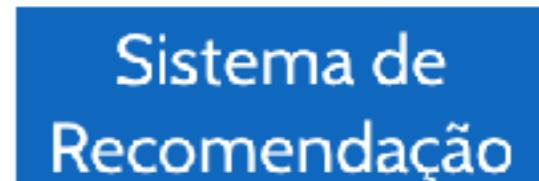
- Estado da arte na época [Lappas and Terzi et al. '12]

- Não explorava relação de competição



- Como prever a competitividade entre ofertas e prever sua demanda?

- Representação por **modelos de tópicos (texto)**

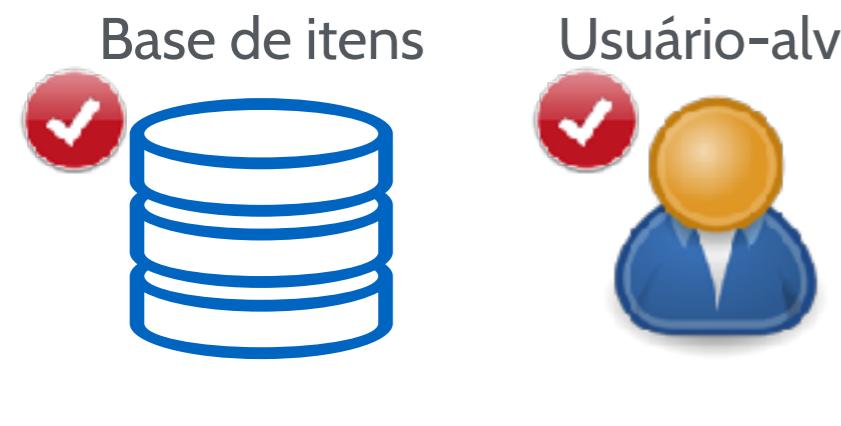


- Contribuição

- Um **método de regressão baseado em modelagem probabilística de tópicos** que explora informação **textual**

Publicação	Autores	Trabalho	Venue
Conferência	Anisio Lacerda, Rodrygo Santos, Adriano Veloso, Nivio Ziviani	Context-aware Deal Size Prediction	SPIRE'14

Sistemas de recomendação



Sistema de
Recomendação

Item	Score
B	0.8
C	0.5
A	0.2
F	0.1

- **Catálogo dinâmico**
 - Novos itens
- **Catálogo a definir**
 - Sub-conjunto dos itens
- **Canal: *e-mail***
 - Evitar recs. indesejadas
- **Outros cenários**
 - Portais de notícias [Lihong et al. '10]
 - Conteúdo sensível [Tang et al. '16]

Sistemas de recomendação



Outras contribuições

● Algoritmos de recomendação

Publicação	Autores	Trabalho	Venue
Conferência	Marco Ribeiro et al.	Pareto-efficient Hybridization for Multi-objective Recommender Systems	ACM RecSys'12
Conferência	Guilherme Menezes et al.	Demand-driven Tag Recommendation	ECML/PKDD'10
Periódico	Adolfo Guimarães et al.	GUARD: A Genetic Unified Approach for Recommendation	JIDM'13
Workshop	Danilo Menezes et al.	Weighted Slope One Predictors Revisited	WSRS-WWW'13

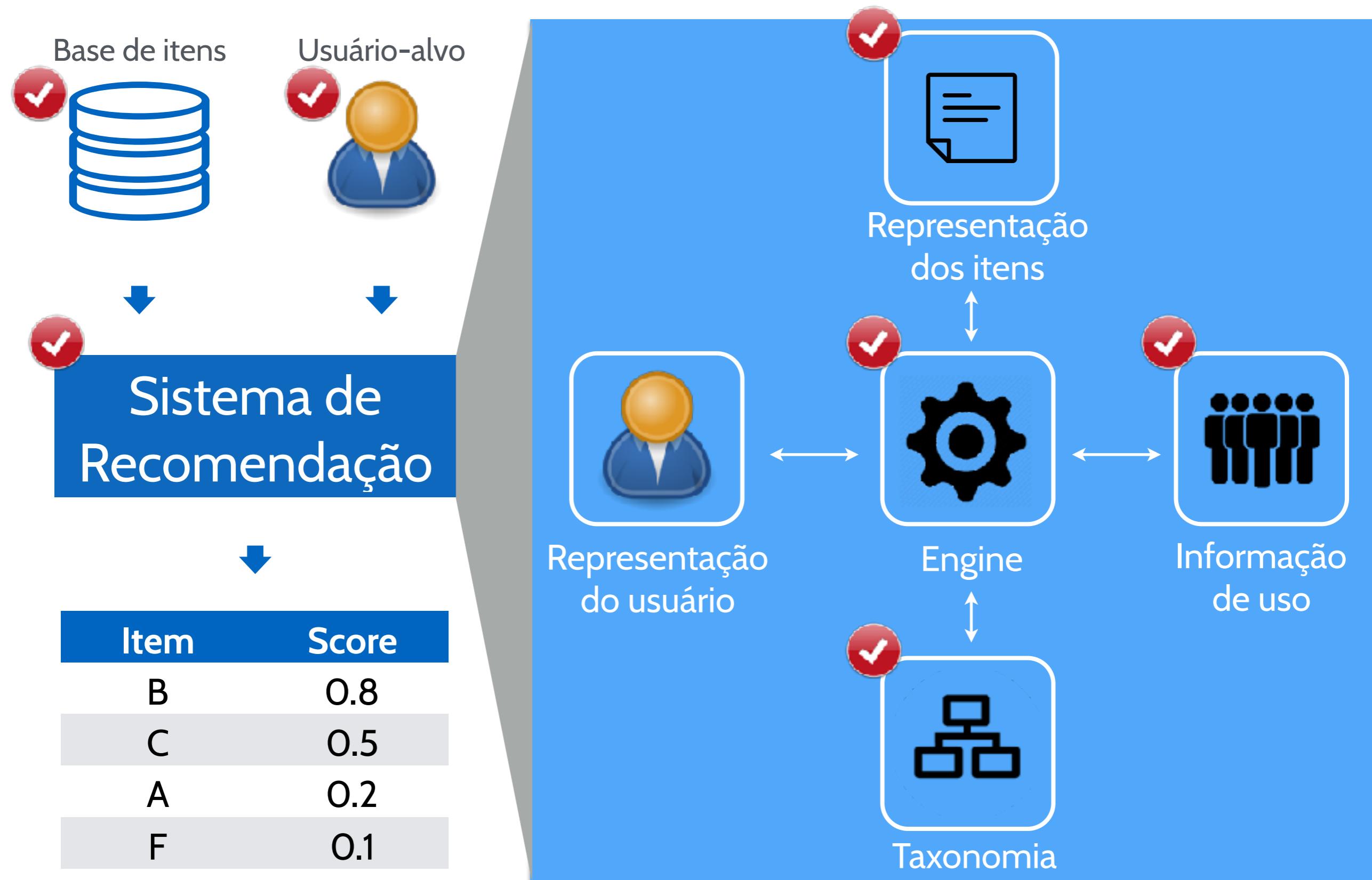
● Representação de itens por tópicos

Publicação	Autores	Trabalho	Venue
Conferência	Thales Filizola et al.	Information-theoretic Term Selection for New Item Recommendation	SPIRE'14

● Uso de taxonomia em sistemas de recomendação

Publicação	Autores	Trabalho	Venue
Periódico	Osvaldo Matos Júnior et al.	Using Taxonomies for Product Recommendation	JIDM'12

Sistemas de recomendação



Após o doutorado

Linhas de pesquisa

- Aprendizado multi-objetivo
 - Recomendação
- Aprendizado multimodal
 - Recomendação
 - Análise de sentimentos
- Criação automática de sinais para surdos
- Modelos probabilísticos de tópicos
- Análise de sentimentos
- Classificação de cenas

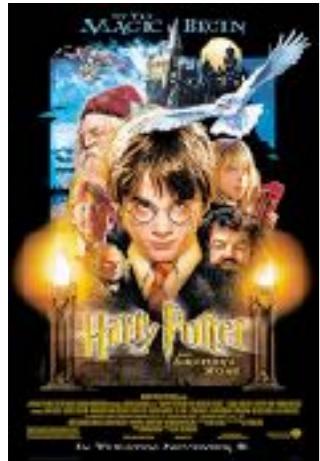
Linhas de pesquisa

- Aprendizado multi-objetivo
 - Recomendação
- Aprendizado multimodal
 - Recomendação
 - Análise de sentimentos
- Criação automática de sinais para surdos
- Modelos probabilísticos de tópicos
- Análise de sentimentos
- Classificação de cenas

Projeto PQ

Projeto pesquisa

Recomendação multi-objetivo

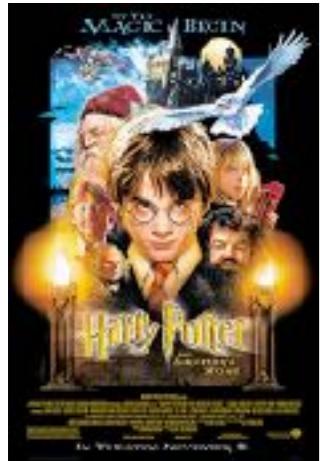


Usuário-alvo



Sistema de
Recomendação

Recomendação multi-objetivo



Usuário-alvo



Recomendação multi-objetivo



Usuário-alvo



✓ Relevância

Recomendação multi-objetivo

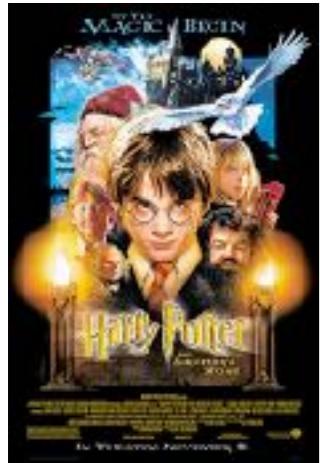


Usuário-alvo



- ✓ Relevância
- ✗ Diversidade
- ✗ Novidade

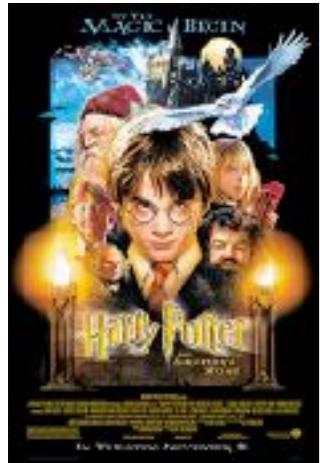
Recomendação multi-objetivo



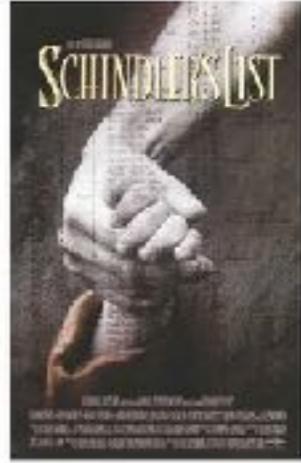
Usuário-alvo



Recomendação multi-objetivo



Usuário-alvo



- ✗ Relevância
- ✓ Diversidade
- ✓ Novidade

Recomendação multi-objetivo



Usuário-alvo

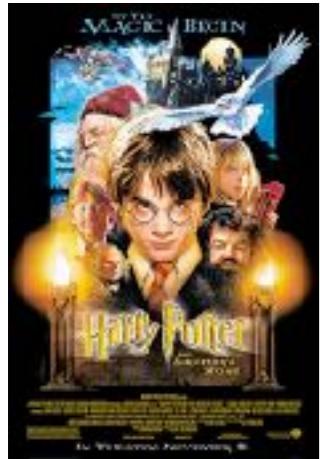


- Diversidade

$$div(R(N)) = EILD(N) = \sum_{\substack{i_k \in R \\ i_l \in R \\ l \neq k}}^{i_N, l_N} C_k rd(k) rd(l|k) d(i_k, i_l)$$

- ✓ Relevância
- ✗ Diversidade
- ✗ Novidade

Recomendação multi-objetivo

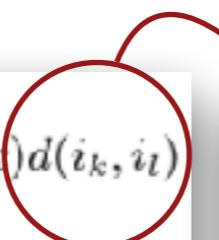


Usuário-alvo



● Diversidade

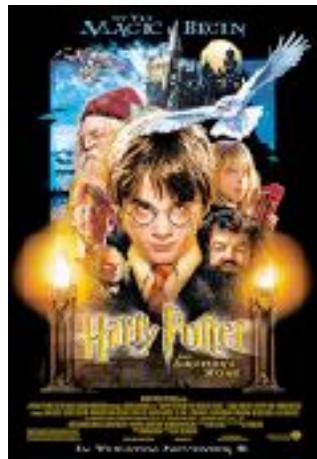
$$div(R(N)) = EILD(N) = \sum_{\substack{i_k \in R \\ i_l \in R \\ l \neq k}}^{i_N, l_N} C_k rd(k) rd(l|k) d(i_k, i_l)$$



$$d(i, j) = \frac{|\mathbf{U}_i \cap \mathbf{U}_j|}{\sqrt{|\mathbf{U}_i|} \sqrt{|\mathbf{U}_j|}}$$

- ✓ Relevância
- ✗ Diversidade
- ✗ Novidade

Recomendação multi-objetivo



Usuário-alvo



● Diversidade

$$div(R(N)) = EILD(N) = \sum_{\substack{i_k \in R \\ i_l \in R \\ l \neq k}}^{i_N, l_N} C_k rd(k) rd(l|k) d(i_k, i_l)$$

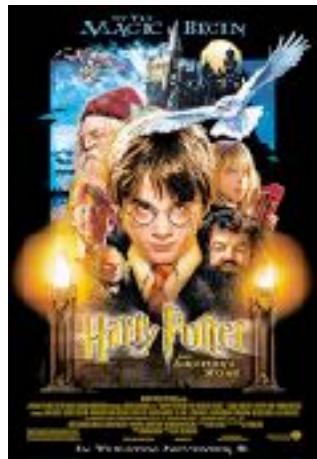
$$d(i, j) = \frac{|\mathbf{U}_i \cap \mathbf{U}_j|}{\sqrt{|\mathbf{U}_i|} \sqrt{|\mathbf{U}_j|}}$$

- ✓ Relevância
- ✗ Diversidade
- ✗ Novidade

● Novidade

$$nov(R(N)) = EPC(N) = C \sum_{i_k \in R}^{i_N} rd(k)(1 - p(seen|i_k))$$

Recomendação multi-objetivo



Usuário-alvo



● Diversidade

$$div(R(N)) = EILD(N) = \sum_{\substack{i_k \in R \\ i_l \in R \\ l \neq k}}^{i_N, l_N} C_k rd(k) rd(l|k) d(i_k, i_l)$$

$$d(i, j) = \frac{|\mathbf{U}_i \cap \mathbf{U}_j|}{\sqrt{|\mathbf{U}_i|} \sqrt{|\mathbf{U}_j|}}$$

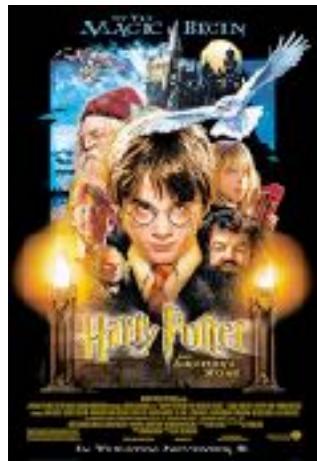
- ✓ Relevância
- ✗ Diversidade
- ✗ Novidade

● Novidade

$$nov(R(N)) = EPC(N) = C \sum_{i_k \in R}^{i_N} rd(k)(1 - p(seen|i_k))$$

$$P(seen|i_k) = \frac{|u \in U | r(u, i) \neq \emptyset|}{|U|}$$

Recomendação multi-objetivo



Usuário-alvo



● Diversidade

$$div(R(N)) = EILD(N) = \sum_{\substack{i_k \in R \\ i_l \in R \\ l \neq k}}^{i_N, l_N} C_k rd(k) rd(l|k) d(i_k, i_l)$$

$$d(i, j) = \frac{|\mathbf{U}_i \cap \mathbf{U}_j|}{\sqrt{|\mathbf{U}_i|} \sqrt{|\mathbf{U}_j|}}$$

- ✓ Relevância
- ✗ Diversidade
- ✗ Novidade

● Novidade

$$nov(R(N)) = EPC(N) = C \sum_{i_k \in R}^{i_N} rd(k) (1 - p(seen|i_k))$$

$$P(seen|i_k) = \frac{|u \in U | r(u, i) \neq \emptyset|}{|U|}$$

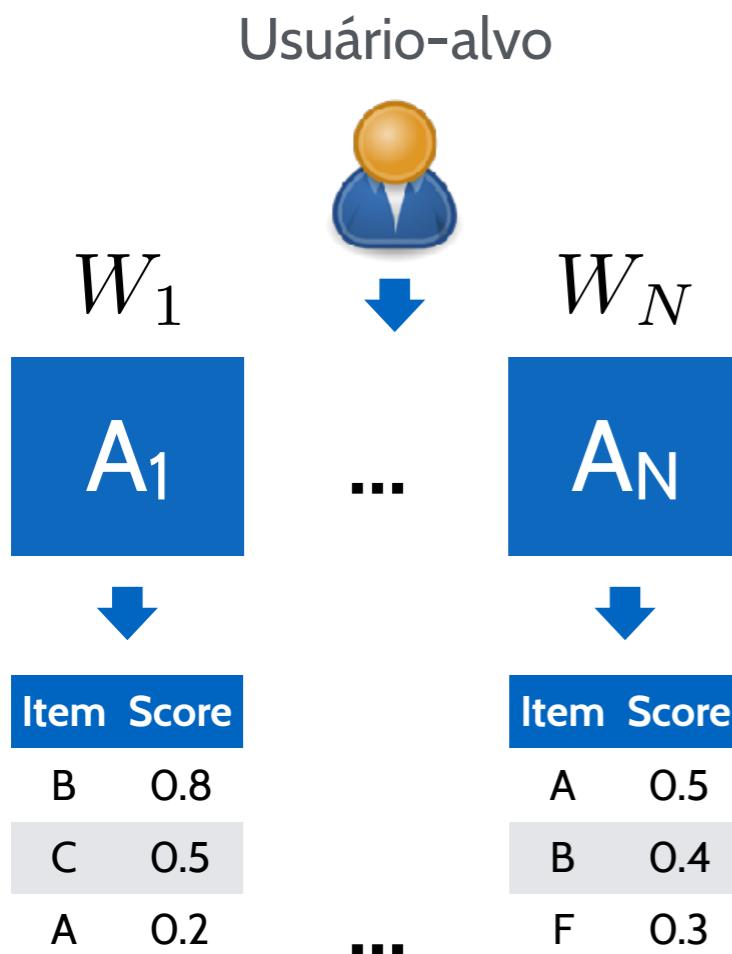
● Como considerar múltiplos objetivos?

Como considerar múltiplos objetivos?

- Combição de algoritmos de recomendação
- Estado da arte na época [Bao et al. '12]
 - Meta-features extraídas de diferentes ordenações

Como considerar múltiplos objetivos?

- Combinacão de algoritmos de recomendação
- Estado da arte na época [Bao et al. '12]

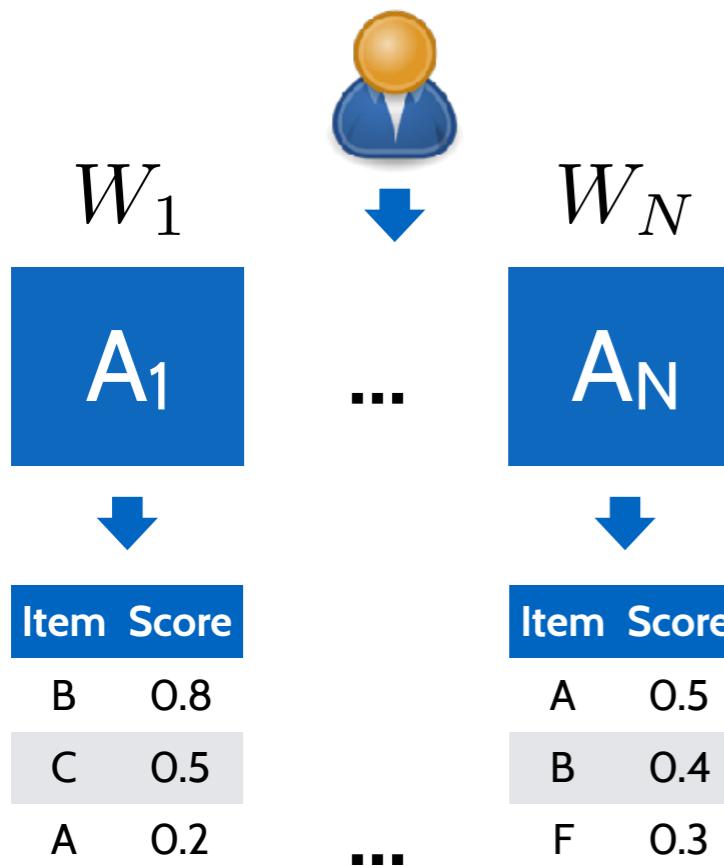


Como considerar múltiplos objetivos?

- Combinacão de algoritmos de recomendação
- Estado da arte na época [Bao et al. '12]

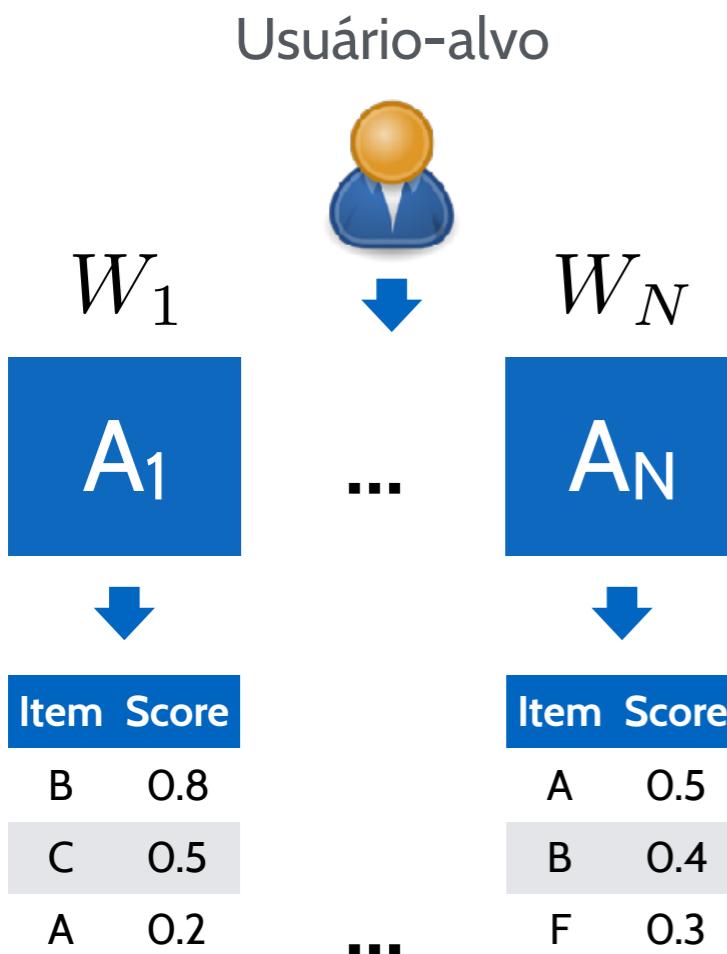
- **Score item**
$$S(i) = \sum_{j=1}^N A_j(i) * W_j$$

Usuário-alvo

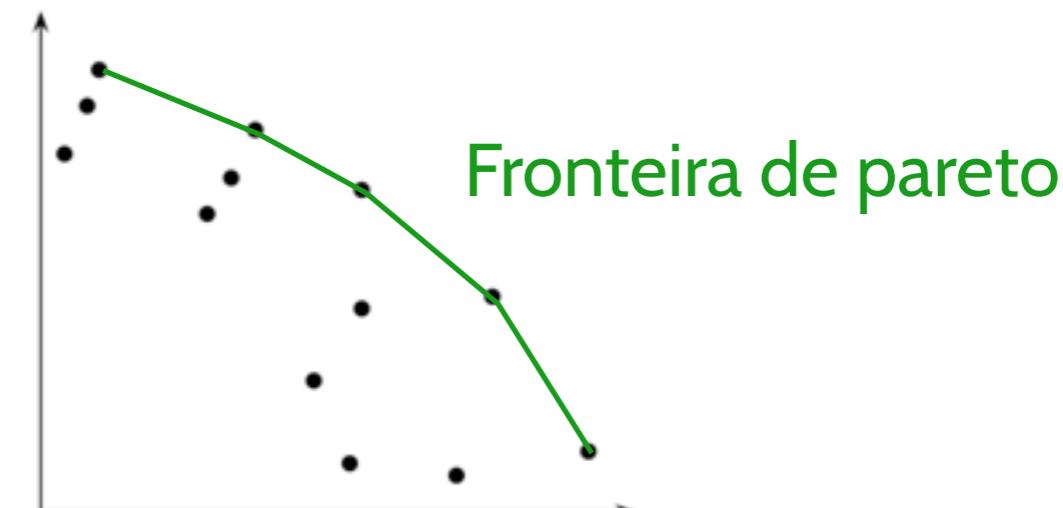


Como considerar múltiplos objetivos?

- Combinacão de algoritmos de recomendação
- Estado da arte na época [Bao et al. '12]

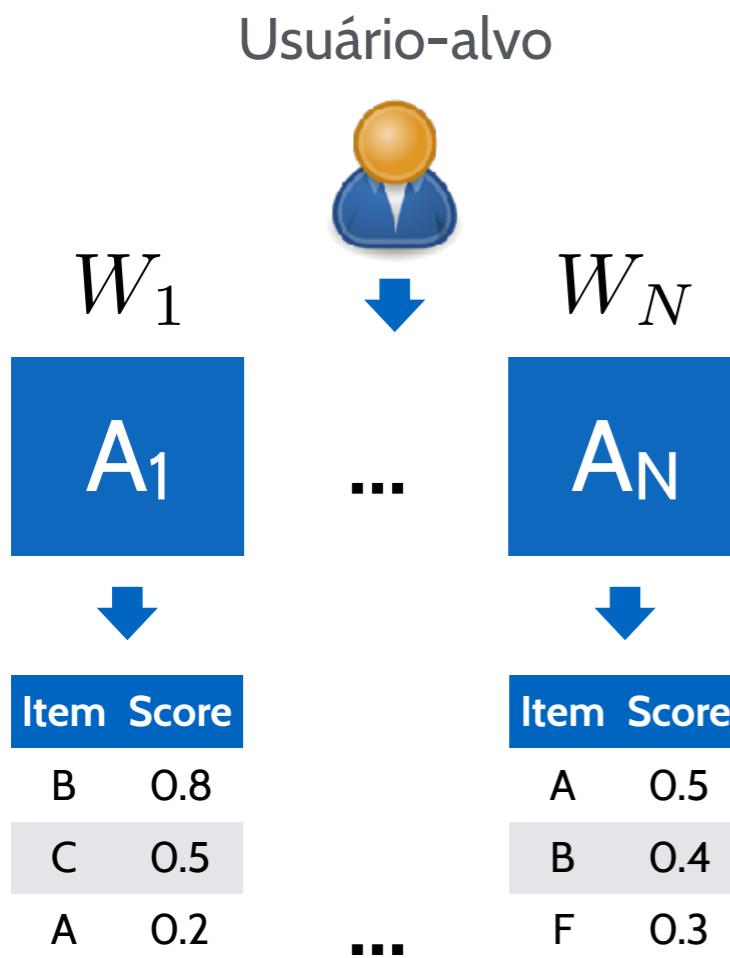


- Score item $S(i) = \sum_{j=1}^N A_j(i) * W_j$
- Soluções candidatas



Como considerar múltiplos objetivos?

- Combinacão de algoritmos de recomendação
- Estado da arte na época [Bao et al. '12]

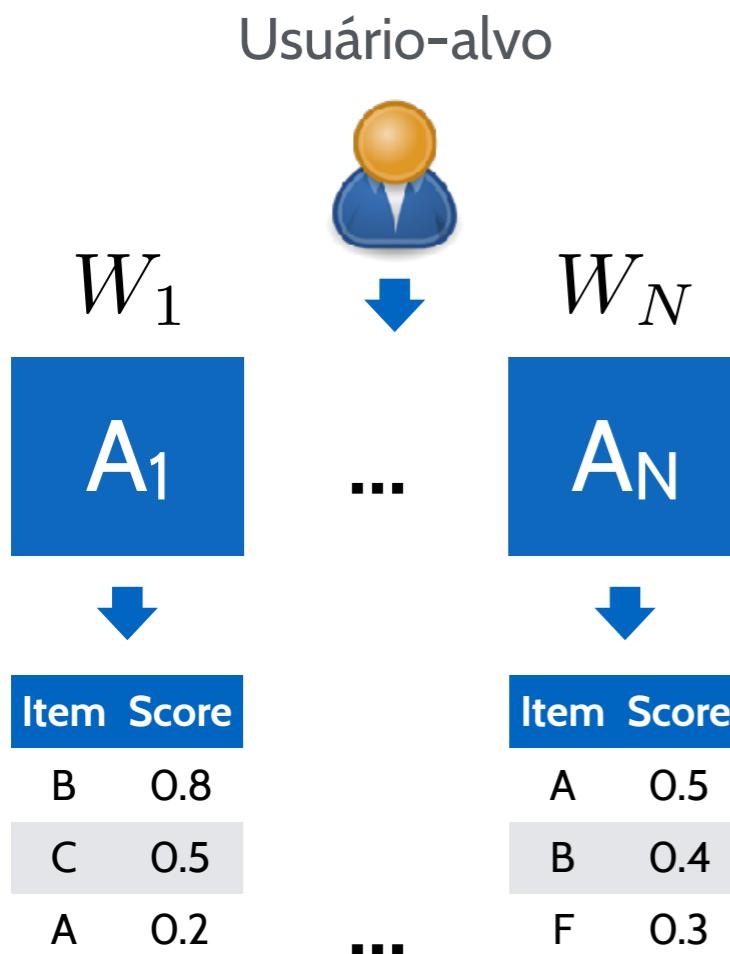


- Score item $S(i) = \sum_{j=1}^N A_j(i) * W_j$
 - Soluções candidatas
 - Solução
-

$$\arg \max_{i \in F} \sum_{j=1}^3 P_j O_{ij}$$

Como considerar múltiplos objetivos?

- Combinacão de algoritmos de recomendação
- Estado da arte na época [Bao et al. '12]



- Score item $S(i) = \sum_{j=1}^N A_j(i) * W_j$
 - Soluções candidatas
 - Solução
-
- The graph shows a set of points representing candidate solutions in a 2D space. A green line, labeled "Fronteira de pareto" (Pareto frontier), connects the non-dominated points. Other points are scattered throughout the plot area.
- $$\arg \max_{i \in F} \sum_{j=1}^3 P_j O_{ij}$$

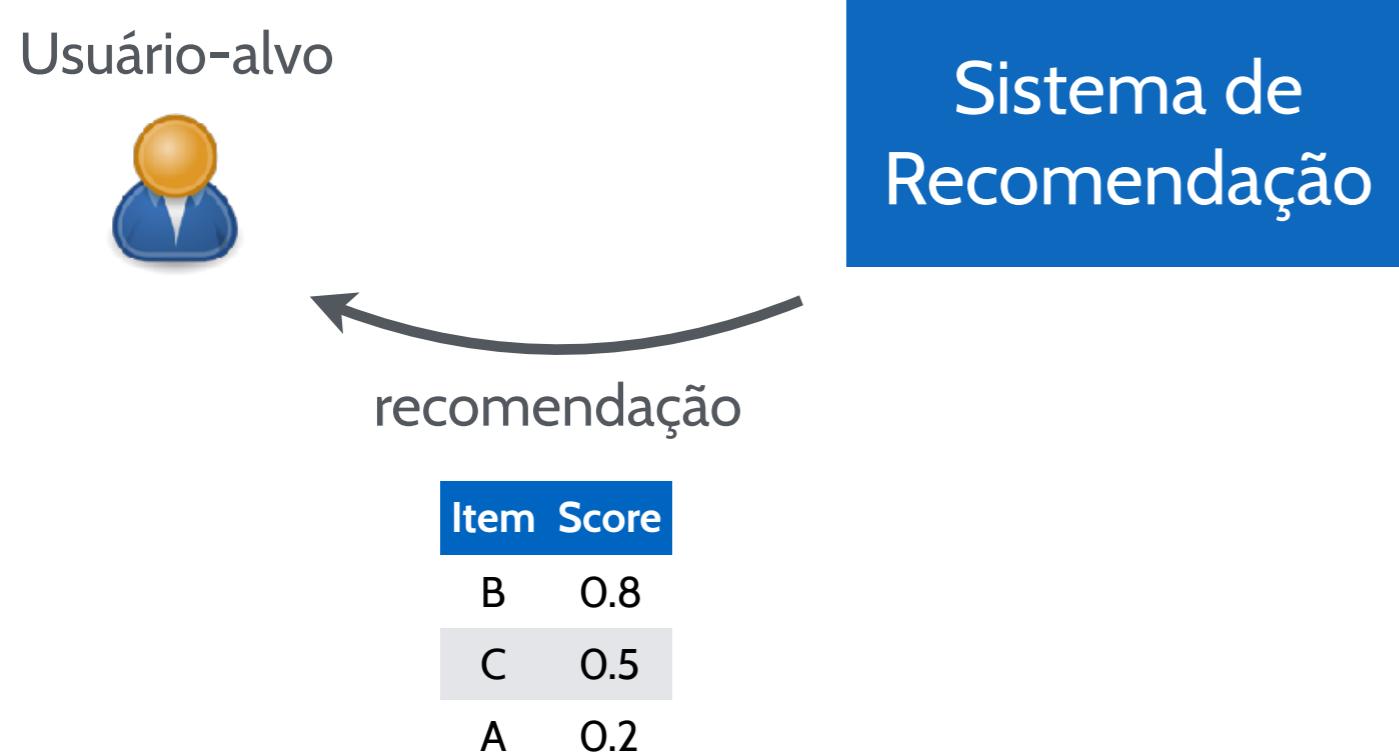
Publicação	Autores	Trabalho	Venue
Periódico	Ribeiro et al.	Multi-objective Pareto-Efficient Approaches for Recommender Systems	ACM TIST'15

Como considerar múltiplos objetivos?

- Aprendizado por reforço
- Prioridades variáveis no tempo
 - usuários novos (mais relevância, menos diversidade e novidade)
 - usuários antigos (relevância, diversidade e novidade)
- Estado da arte na época [Slivkins et al. '13]
 - considerava apenas a relevância

Como considerar múltiplos objetivos?

- Aprendizado por reforço
- Prioridades variáveis no tempo
- Estado da arte na época [Slivkins et al. '13]



Como considerar múltiplos objetivos?

- Aprendizado por reforço
- Prioridades variáveis no tempo
- Estado da arte na época [Slivkins et al. '13]



Item	Score
B	0.8
C	0.5
A	0.2

Como considerar múltiplos objetivos?

- Aprendizado por reforço
- Prioridades variáveis no tempo
- Estado da arte na época [Slivkins et al. '13]



- Priorização temporal de objetivos

$$\mathbf{P}_t = \mathbf{P}_{t-1} + \frac{1}{\sigma^2} (R_t - \mathbf{O}_t \mathbf{P}_{t-1})$$

Como considerar múltiplos objetivos?

- Aprendizado por reforço
- Prioridades variáveis no tempo
- Estado da arte na época [Slivkins et al. '13]



- Priorização temporal de objetivos

$$P_t = P_{t-1} + \frac{1}{\sigma^2} (R_t - O_t P_{t-1})$$

recompensa
priorização objetivos

Como considerar múltiplos objetivos?

- Aprendizado por reforço
- Prioridades variáveis no tempo
- Estado da arte na época [Slivkins et al. '13]



- Priorização temporal de objetivos

$$\mathbf{P}_t = \mathbf{P}_{t-1} + \frac{1}{\sigma^2} (R_t - \mathbf{O}_t \mathbf{P}_{t-1})$$

recompensa
priorização objetivos

Publicação	Autor	Trabalho	Venue
Periódico	Anisio Lacerda	Multi-objective Ranked Bandits for Recommender Systems	Neurocomputing'17
Conferência	Anisio Lacerda	Contextual Bandits for Multi-objective Recommender Systems	BRACIS'15

Recomendação multi-objetivo

● Como considerar múltiplos objetivos?

- Combinação de algoritmos de recomendação
- Aprendizado por reforço
- Algoritmos híbridos baseados em programação genética
- Uso de meta-features

Projeto PQ

Publicação	Autores	Trabalho	Venue
Periódico	Anisio Lacerda	Multi-objective Ranked Bandits for Recommender Systems	Neurocomputing'17
Periódico	Ribeiro et al.	Multi-objective Pareto-Efficient Approaches for Recommender Systems	ACM TIST'15
Conferência	Fortes et al.	User-Oriented Objective Priorization for Meta-Featured Multi-Objective Recommender Systems	ACM UMAP'18
Conferência	Oliveira et al.	Multi-objective Evolutionary Rank Aggregation for Recommender Systems	IEEE CEC'18
Conferência	Anisio Lacerda	Contextual Bandits for Multi-objective Recommender Systems	BRACIS'15

Linhas de pesquisa

- Aprendizado multi-objetivo
 - Recomendação
- Aprendizado multimodal
 - Recomendação
 - Análise de sentimentos
- Criação automática de sinais para surdos
- Modelos probabilísticos de tópicos
- Análise de sentimentos
- Classificação de cenas

Projeto PQ

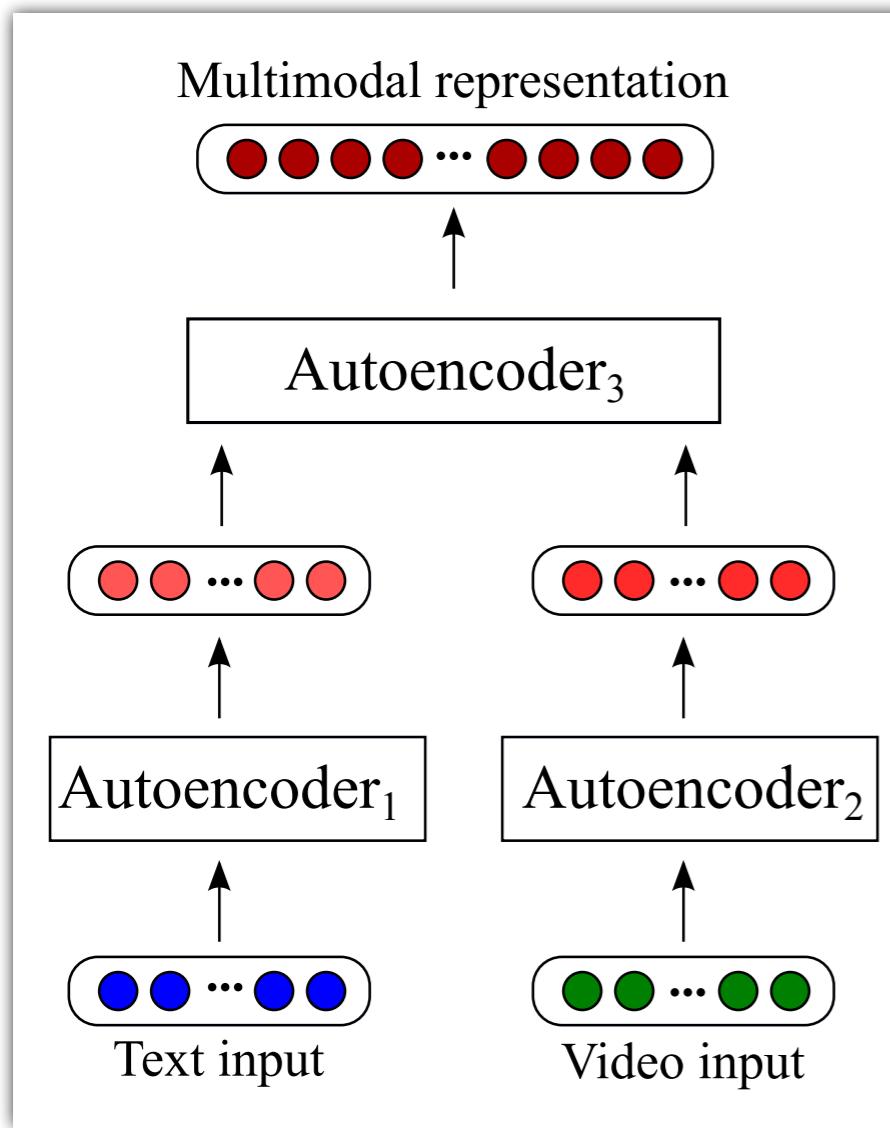
Projeto pesquisa

Recomendação de vídeos

- Estado da arte na época [Zhang et al. '17]
 - Apenas fusão intra-modalidades
- Fusão multimodal em dois níveis
 1. Intra-modalidade
 2. Inter-modalidade

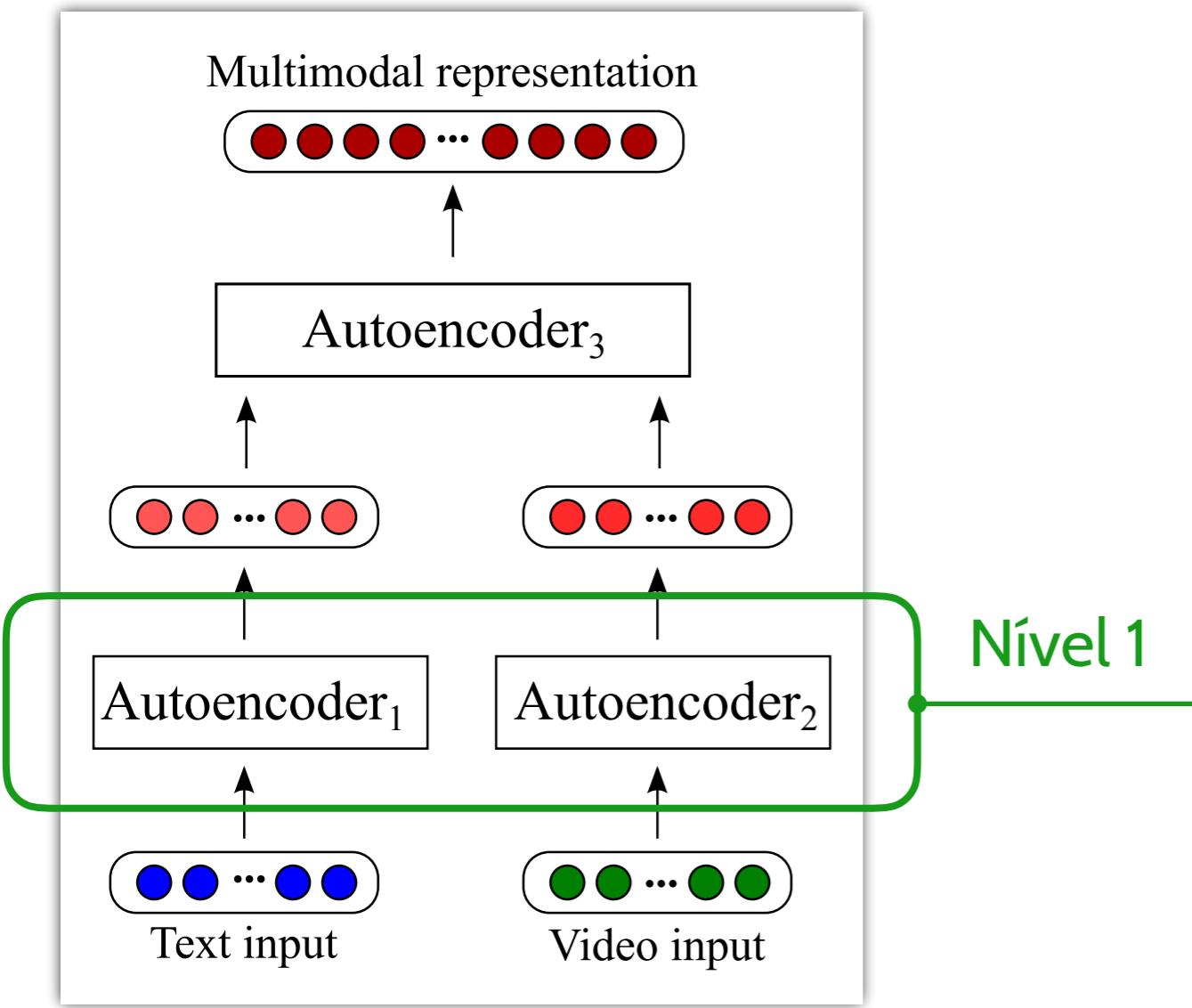
Recomendação de vídeos

- Estado da arte na época [Zhang et al. '17]
- Fusão multimodal em dois níveis
 1. Intra-modalidade
 2. Inter-modalidade



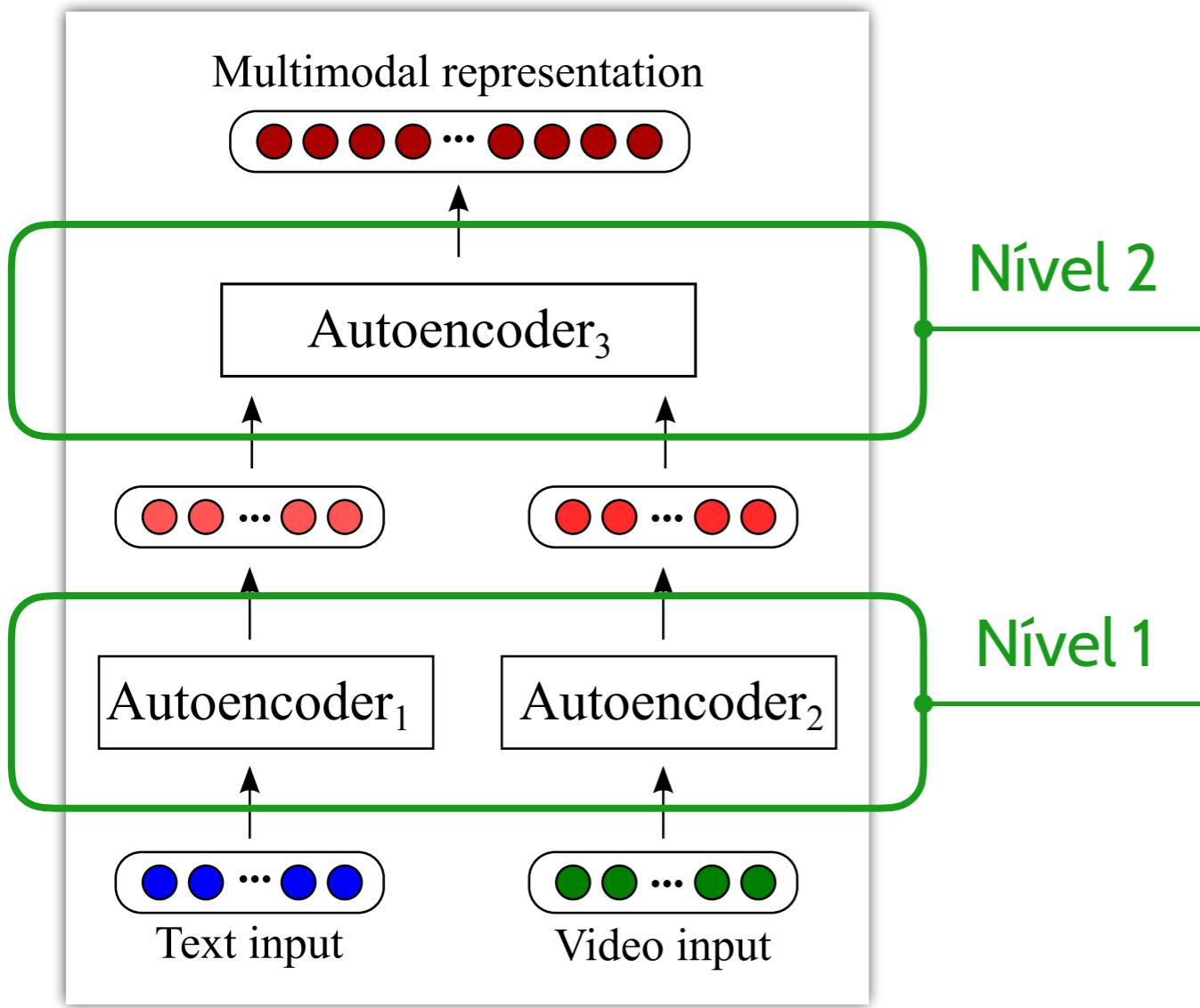
Recomendação de vídeos

- Estado da arte na época [Zhang et al. '17]
- Fusão multimodal em dois níveis
 1. Intra-modalidade
 2. Inter-modalidade



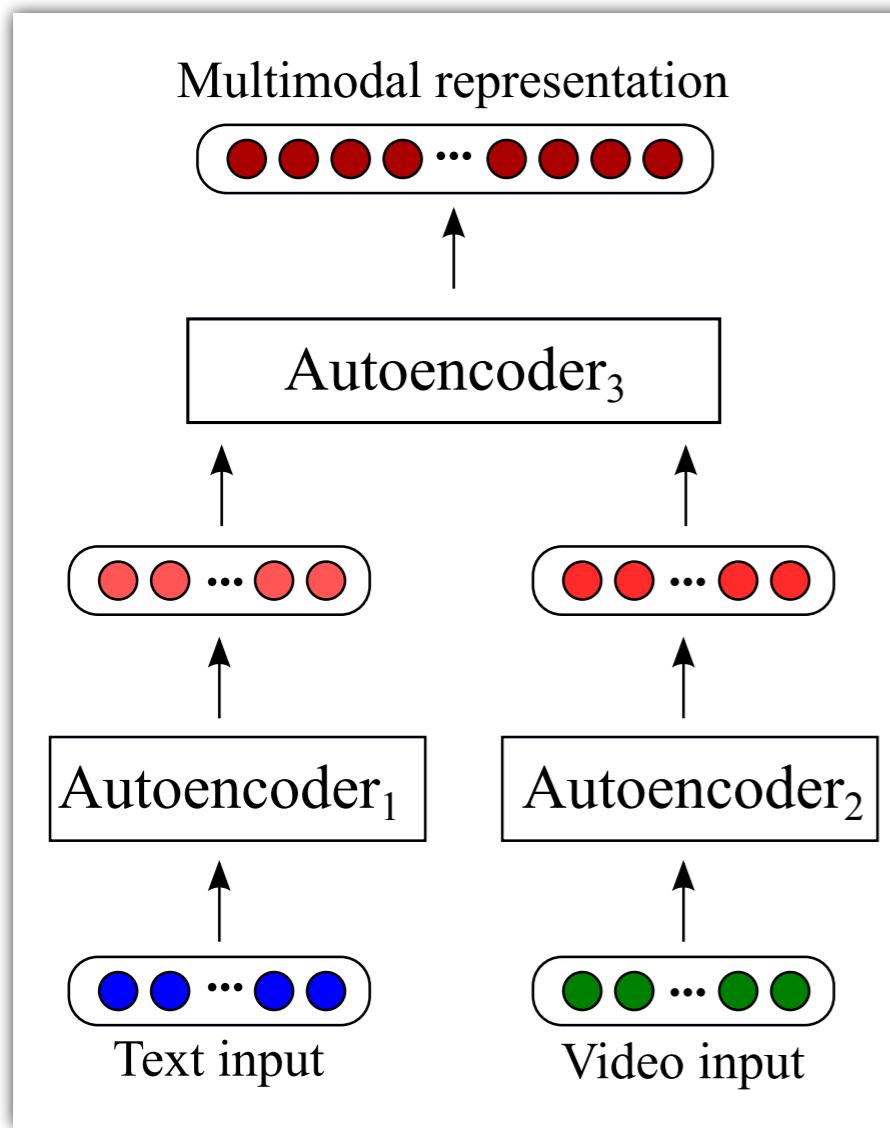
Recomendação de vídeos

- Estado da arte na época [Zhang et al. '17]
- Fusão multimodal em dois níveis
 1. Intra-modalidade
 2. Inter-modalidade



Recomendação de vídeos

- Estado da arte na época [Zhang et al. '17]
- Fusão multimodal em dois níveis
 1. Intra-modalidade
 2. Inter-modalidade

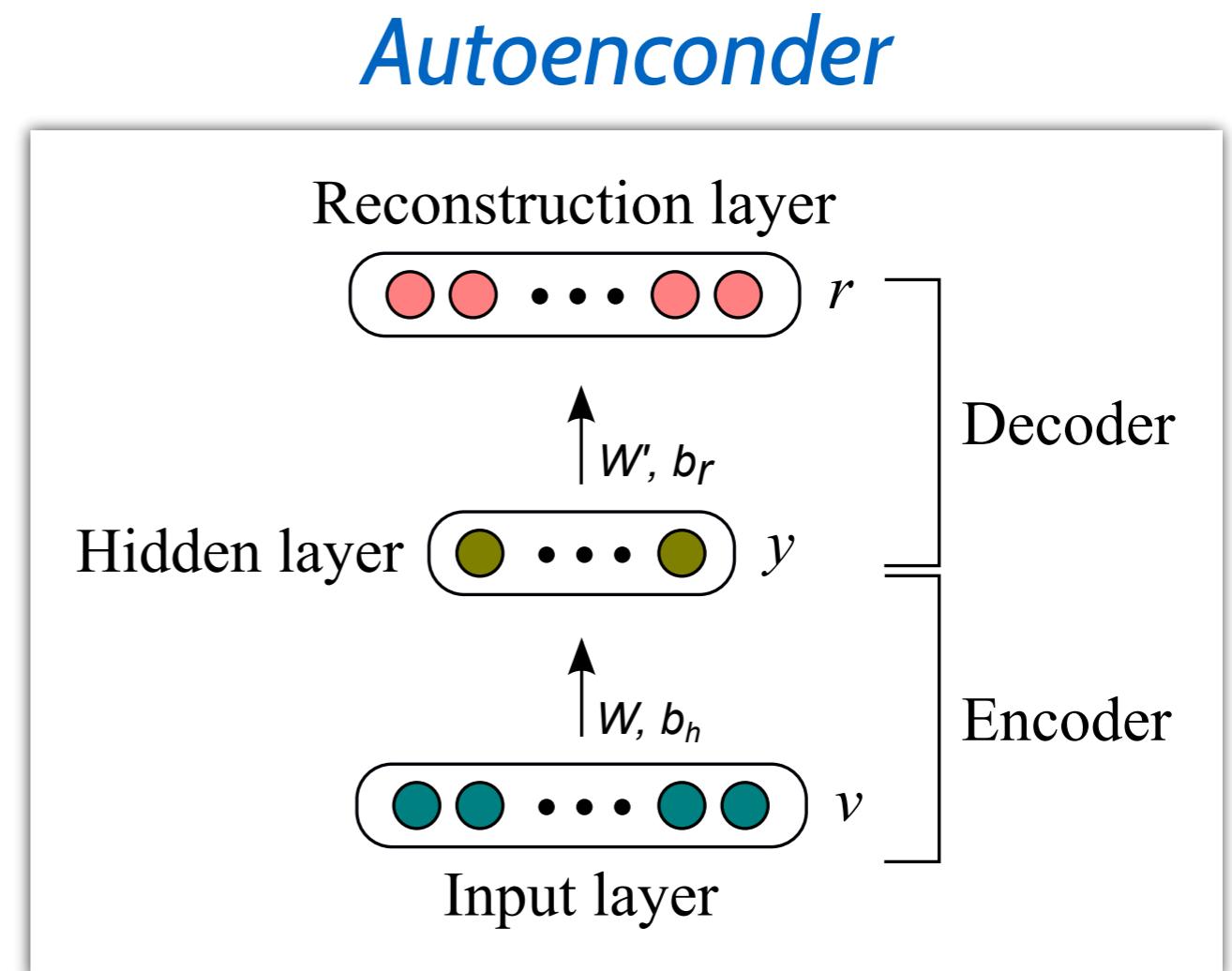
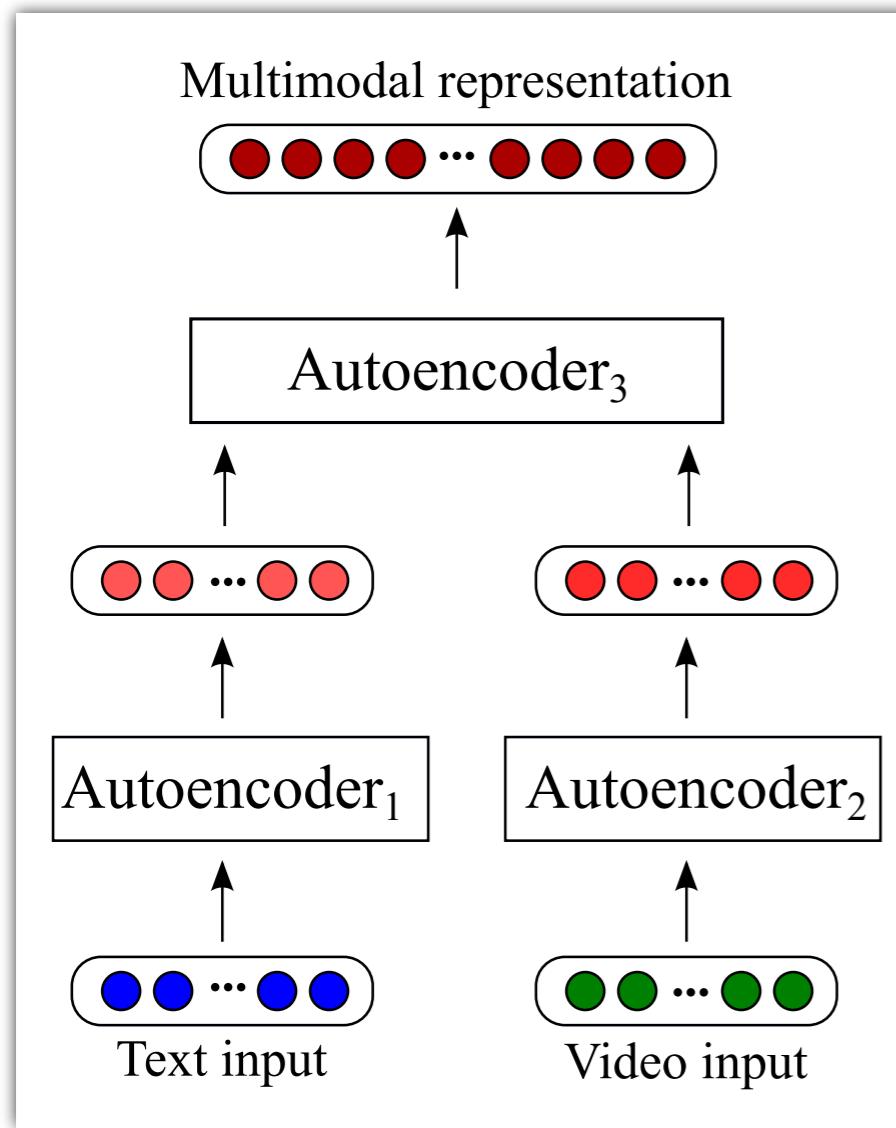


Recomendação de vídeos

- Estado da arte na época [Zhang et al. '17]

- Fusão multimodal em dois níveis

1. Intra-modalidade
2. Inter-modalidade



Aprendizado Multimodal

- Recomendação de vídeos e imagens

- Foco na eficácia

- Análise de sentimentos

- Níveis de tensão em vídeos jornalísticos

- Modelos latentes (não-interpretáveis)

- Universal CNPq e FAPEMIG

Publicação	Autores	Trabalho	Venue
Periódico	Conceição et al.	Multimodal Data Fusion based on Autoencoders for top- N Recommender Systems	IPM (sub.)
Periódico	Pereira et al.	Multimodal Sentiment Analysis for Tension Levels Computation in News Videos	MTAP (sub.)
Conferência	Anicio et al.	A Multimodal Recommendation Framework based on Low-dimensional Latent Factors	ENIAC'17

Aprendizado Multimodal

- Recomendação de vídeos e imagens
 - Foco na eficácia
- Análise de sentimentos
 - Níveis de tensão em vídeos jornalísticos
- Modelos latentes (não-interpretáveis)
 - Universal CNPq e FAPEMIG

Tema do projeto

Publicação	Autores	Trabalho	Venue
Periódico	Conceição et al.	Multimodal Data Fusion based on Autoencoders for top- N Recommender Systems	IPM (sub.)
Periódico	Pereira et al.	Multimodal Sentiment Analysis for Tension Levels Computation in News Videos	MTAP (sub.)
Conferência	Anicio et al.	A Multimodal Recommendation Framework based on Low-dimensional Latent Factors	ENIAC'17

Criação de sinais [Souza et al. '18]

- **Sinais técnicos**

- Desenho arquitetônico

Tema do projeto

- **Abordagem multimodal**

- Texto (termos) + imagens (ilustrações)

- **Validação com a comunidade surda**

- *SignWriting* + desenho arquitetônico

Publicação	Autores	Trabalho	Venue
Periódico	Souza et al.	A Computational Approach to Support the Creation of Terminological Neologisms in Sign Language	CAEE'18
Patente	Pádua et al.	Sistema e Métodos para Geração, Preservação e Sinalização de Neologismos Terminológicos em Línguas de Sinais	-

Pesquisa

Mestrado

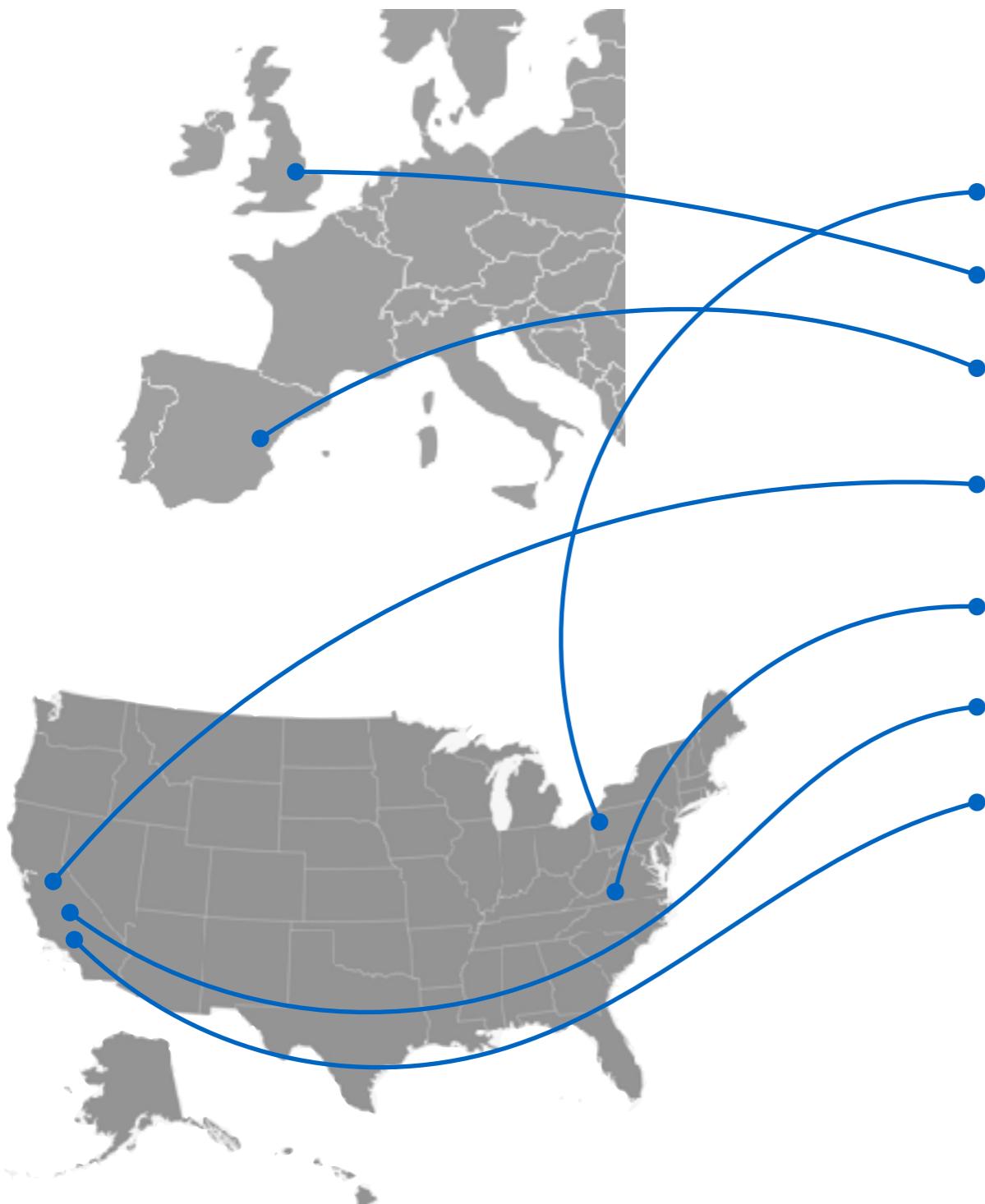
Doutorado

CEFET-MG

- Propaganda
- Texto
- 1 artigo
- RecSys
- Texto (+*ratings*)
- 12 artigos
- Aprendizado de Máquina
 - RecSys
 - Criação de sinais
 - Modelos de Tópicos
 - Análise de Sentimentos
 - Classificação de cenas
- Texto/Imagens/Vídeos
- Aprendizado multimodal
- 21 publicações

Colaborações

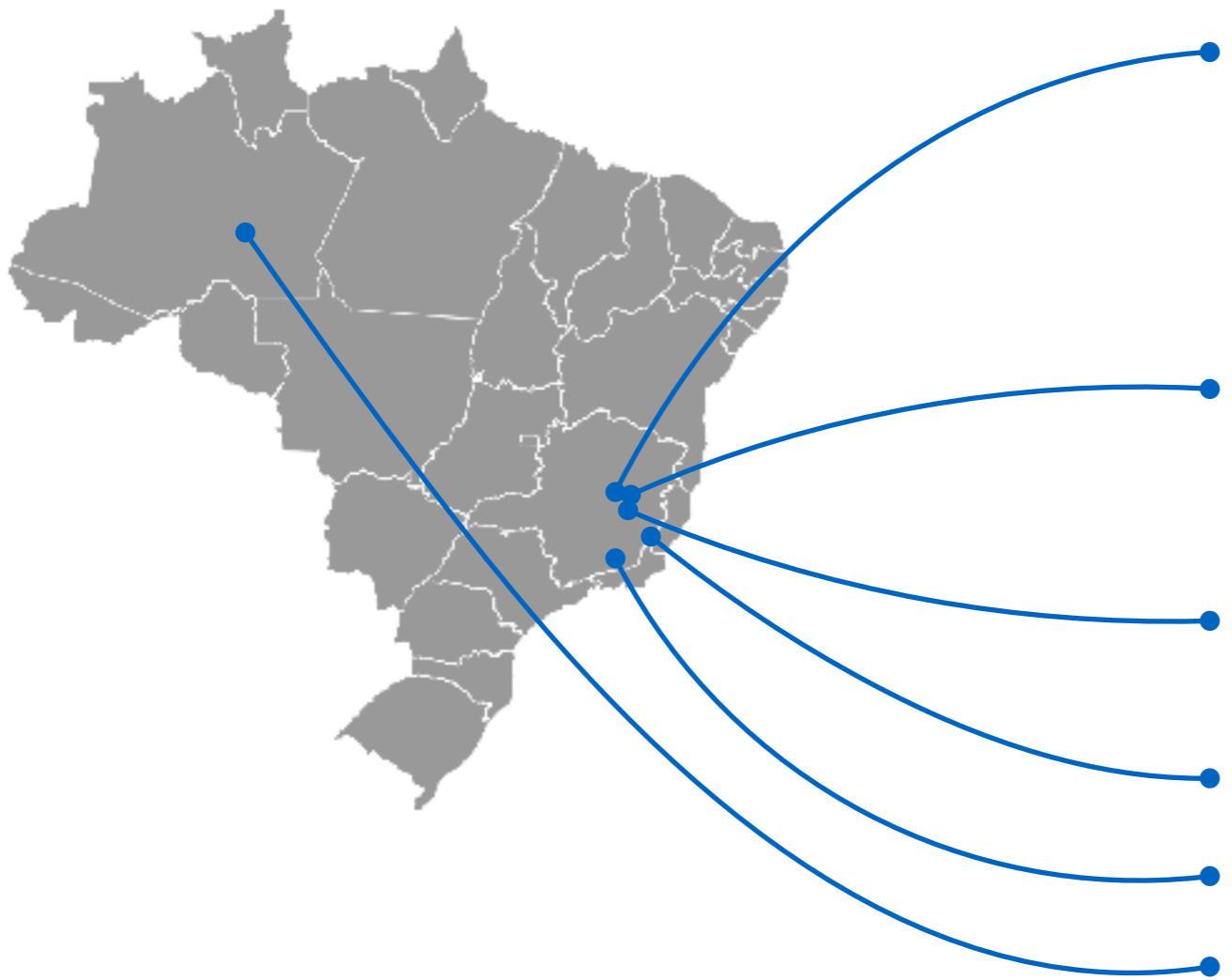
● Internacionais



Mestrado/Doutorado	PiimLab
CMU	1. Eric Xing 2. Pengtao Xie
Aslon University	1. Elizabeth Wanner
Eureka Net	1. Ludovico Boratto
Microsoft Research	1. Marco Túlio Ribeiro
Virginia Tech	1. Weiguo Fan
Rubrik Inc.	1. Fabiano Cupertino Botelho
EMC Corp.	1. Guilherme Vale Menezes

Colaborações

● Nacionais



Mestrado/Doutorado	PiimLab
-	<ol style="list-style-type: none">1. Flávio Luis Cardeal Pádua2. Adriano César Pereira3. Daniel Hasan4. Vera Lúcia Lima5. Giani David Silva6. Rodrigo Tomás Cardoso7. Flávio Vinícius Cruzeiro8. Anolan Yamilé Barrientos9. João Fernando Sarubbi
<ol style="list-style-type: none">1. Nívio Ziviani2. Berthier Ribeiro-Neto3. Marcos André Gonçalves4. Gisele Lobo Pappa5. Adriano Alonso Veloso6. Adriano César Pereira7. Jussara Marques de Almeida8. Rodrygo Teodoro Santos9. Marco Antônio Cristo	<ol style="list-style-type: none">1. Erickson Rangel do Nascimento2. Marcos André Gonçalves3. Gisele Lobo Pappa4. Samuel Wanner
	<ol style="list-style-type: none">1. Reinaldo Silva Fortes2. Alan de Freitas3. Dayanne Gouveia4. Guilherme Tavares de Assis
	<ol style="list-style-type: none">1. Sandro Carvalho Izidoro
	<ol style="list-style-type: none">1. Luiz Merschmanm
<ol style="list-style-type: none">1. Edleno Moura2. Altigran Soares da Silva	

Orientações (co-orientações)

- Em andamento: 14

Doutorado 1 (2)

Mestrado 5 (2)

IC 2

TCC 2

- Concluídas: 16

Doutorado -

Mestrado 3 (1)

IC 5

TCC 7

Projetos

- **Bolsa de Produtividade em Pesquisa (Nível 2) - CNPq**
 - Tratamento de incerteza em sistemas de recomendação
- **Projeto Universal - CNPq**
 - Modelos de fatores latentes para sistemas de recomendação
- **Projeto Universal - FAPEMIG**
 - Escalabilidade em sistemas de recomendação
- **PIBIC - CNPq**
 - Previsão de demanda por produtos
- **Projeto MASWeb - PRONEX/FAPEMIG**
 - Modelos, algoritmos e sistemas para Web
- **Encerrados**
 - *Microsoft Azure, PROPESQ, PIBIC, PICV, Jovens Talentos da CAPES*

Participação na comunidade

- **Comitê gestor**
 - Comissão Especial de Inteligência Computacional (CEIC-SBC)
- **Comitê de programa/revisor**
 - RecSys, CIKM, Enriches, BRACIS, SIBGRAPI, KDmile, ENIAC
- **Revisor de periódicos**
 - Neurocomputing, Information Sciences, Applied Soft Computing, ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology
- **Bancas**
 - CEFET-MG, UFMG, UFOP, ICMC/USP

Prêmios e bolsas

- **Google Academic Prize**
 - *Top Master Student in Computer Science at UFMG in 2008*
- **UOL Bolsa Pesquisa**
 - 2 anos consecutivos
- **Best paper**
 - *Brazilian Workshop on Social Network Analysis and Mining (BraSNAM)*
- **Bolsista**
 - CNPq, FAPEMIG

Além da pesquisa

Agenda

- Formação acadêmica
- Experiência em pesquisa
- Experiência em ensino
- Atividades de extensão
- Administração acadêmica
- Experiência não-docente
- Síntese

Ensino

- **Experiência docente**

- Professor substituto DCC/UFMG
- Professor efetivo DECOM/CEFET-MG

- **Graduação**

- 8 disciplinas distintas
- 9 semestres

- **Pós-graduação**

- 1 disciplina criada
 - Aprendizado de máquina
- 5 semestres

Extensão

- **Prodemge**

- *Chatbot* para o 155

- **Minas Tênis Clube**

- Análise de fadiga dos atletas [\[Wilke et al. '18\]](#)
 - Faculdade de educação física - UFMG (Prof. Samuel Wanner)

- **Clube Atlético Mineiro**

- Análise de dados dos coletes de *performance*

Administração acadêmica

- **Banca de concursos públicos**

- Professor efetivo UNIFEI
 - Análise de algoritmos e processamento de imagens
 - Professor substituto CEFET-MG
 - Estatística e programação de computadores
 - Professor efetivo CEFET-MG (membro suplente)
 - Estatística

- **Comissões acadêmicas**

- Encargos didáticos
 - Celebração DECOM/10 anos

Experiência não-docente

- ***Zunnit Technologies (2009-2013)***
 - Co-fundador e Diretor de Tecnologia
 - Líder de equipe: 12 pessoas
 - Transferência de Tecnologia:
 - Contrato de know-how
 - Experiência de pesquisa na indústria
 - globo.com, Peixe Urbano, SKY
- ***Google Residency in Technology Program (2007)***
 - Parceria Google/DCC-UFMG
 - Seleção nacional
 - Projeto prático + disciplinas

Referências

[Conceição et al. '18] Conceição, F., [Lacerda, A.](#), Padua, F. L. C., Dalip, D. and Pereira, A. C. *Multimodal Data Fusion based on Autoencoders for top-N Recommender Systems*. Information Processing Management Journal, IPM, 2018. (submitted)

[Pereira et al. '18] Pereira, M., Padua, F. L. C., Dalip, D., [Lacerda, A.](#), Souza, F. B., Pereira, A. C. *Multimodal Sentiment Analysis for Tension Levels Computation in News Videos*. Multimedia Tools and Applications, MTAP, 2018. (submitted)

[Oliveira et al. '18] Oliveira, S., Diniz, V., [Lacerda, A.](#), Merschmann, L. and Pappa, G. L. *Is Rank Aggregation Effective in Recommender Systems? An Experimental Analysis*. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, TIST, 2018. (submitted)

[Wilke et al. '18] Wilke, C., Fernandes, F. A., [Lacerda, A.](#), Martins, F., Nakamura, F., Wanner, S. and Duffield, R. *Faster and Slowing Post-training Recovery in Futsal*. Journal of Sports Physiology and Performance, 2018. (submitted)

[Souza et al. '18] Souza, C. L., Padua, F. L. C., Lima, V., [Lacerda, A.](#) and Carneiro, C. *A computational approach to support the creation of terminological neologisms in sign languages*. Computer Applications in Engineering Education, 1(4), 19–37, CAEE, 2018.

[Fortes et al. '18] Fortes, R., [Lacerda, A.](#), Brunkner, C., Freitas, A., Gouveia, D. and Gonçalves, M. A. *User-oriented Objective Prioritization for Meta-featured Multi-Objective Recommender Systems*. Proceedings of the 26th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization, ACM UMAP, 2018.

[Oliveira et al. '18] Oliveira, S., Diniz, V., [Lacerda, A.](#) and Pappa, G. L. *Multi-objective Evolutionary Rank Aggregation for Recommender Systems*. Proceedings of 21st International Congress on Evolutionary Computation, CEC, 2018.

[Oliveira et al. '18] Oliveira, S., [Lacerda, A.](#), Pappa, G. L. and Brum, P. P. V. *Exploiting Multiple Recommenders to Improve Group Recommendation*. Proceedings of the 7th Brazilian Conference on Intelligent System, BRACIS, 2018.

Considerações finais

Considerações finais

- Pesquisa de impacto
 - Científico
 - Aplicações
 - Carácter social
- Pesquisa com código aberto e dados públicos
- Diversas colaborações
 - Tanto em universidades quanto em empresas

Ensino	<ul style="list-style-type: none"> ● UFMG/CEFET-MG ● 700+ alunos 	<ul style="list-style-type: none"> ● 8 disciplinas graduação ● 1 disciplina pós-graduação
Pesquisa	<ul style="list-style-type: none"> ● Bolsista de Produtividade 	<ul style="list-style-type: none"> ● 4 prêmios
	<ul style="list-style-type: none"> ● 34 publicações <ul style="list-style-type: none"> • 22 (C) 11 (J) 1 (P) ● 30 orientações <ul style="list-style-type: none"> • 16 concluídas ● 11 projetos <ul style="list-style-type: none"> • 9 como coordenador 	<ul style="list-style-type: none"> ● 27 bancas acadêmicas ● Revisor <ul style="list-style-type: none"> • RecSys, CIKM, BRACIS, SIBGRAPI, <i>journals</i>, ... ● Colaborações <ul style="list-style-type: none"> • CMU, Aston University, Rubrik, Eureka, Virginia Tech • CEFET-MG, UFOP, UNIFEI, UFAM, UFMG
Extensão	<ul style="list-style-type: none"> ● <i>Contrato de know-how</i> 	<ul style="list-style-type: none"> ● Prodemge, MTC, CAM
Administração	<ul style="list-style-type: none"> ● Comitê gestor (CEIC-SBC) ● 3 bancas de concursos ● Comissões 	

Referências

[Conceição et al. '18] Conceição, F., [Lacerda, A.](#), Padua, F. L. C., Dalip, D. and Pereira, A. C. *Multimodal Data Fusion based on Autoencoders for top-N Recommender Systems*. Information Processing Management Journal, IPM, 2018. (submitted)

[Pereira et al. '18] Pereira, M., Padua, F. L. C., Dalip, D., [Lacerda, A.](#), Souza, F. B., Pereira, A. C. *Multimodal Sentiment Analysis for Tension Levels Computation in News Videos*. Multimedia Tools and Applications, MTAP, 2018. (submitted)

[Oliveira et al. '18] Oliveira, S., Diniz, V., [Lacerda, A.](#), Merschmann, L. and Pappa, G. L. *Is Rank Aggregation Effective in Recommender Systems? An Experimental Analysis*. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, TIST, 2018. (submitted)

[Wilke et al. '18] Wilke, C., Fernandes, F. A., [Lacerda, A.](#), Martins, F., Nakamura, F., Wanner, S. and Duffield, R. *Faster and Slowing Post-training Recovery in Futsal*. Journal of Sports Physiology and Performance, 2018. (submitted)

[Souza et al. '18] Souza, C. L., Padua, F. L. C., Lima, V., [Lacerda, A.](#) and Carneiro, C. *A computational approach to support the creation of terminological neologisms in sign languages*. Computer Applications in Engineering Education, 1(4), 19–37, CAEE, 2018.

[Fortes et al. '18] Fortes, R., [Lacerda, A.](#), Brunkner, C., Freitas, A., Gouveia, D. and Gonçalves, M. A. *User-oriented Objective Prioritization for Meta-featured Multi-Objective Recommender Systems*. Proceedings of the 26th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization, ACM UMAP, 2018.

[Oliveira et al. '18] Oliveira, S., Diniz, V., [Lacerda, A.](#) and Pappa, G. L. *Multi-objective Evolutionary Rank Aggregation for Recommender Systems*. Proceedings of 21st International Congress on Evolutionary Computation, CEC, 2018.

[Oliveira et al. '18] Oliveira, S., [Lacerda, A.](#), Pappa, G. L. and Brum, P. P. V. *Exploiting Multiple Recommenders to Improve Group Recommendation*. Proceedings of the 7th Brazilian Conference on Intelligent System, BRACIS, 2018.

Referências

- [Lacerda '17] [Lacerda, A.](#) *Multi-objective Ranked Bandits for Recommender Systems*. Neurocomputing, 24(6), 193-211, 2017.
- [Bicalho et al. '17] Bicalho, P., Pita, M., Pedrosa, G., [Lacerda, A.](#) and Pappa, G. L. *A General Framework to Expand Short Text for Topic Modeling*. Information Sciences, 393, 66-81, 2017.
- [Nascimento et al. '17] Nascimento, G., Laranjeira, C., Braz, V. and [Lacerda, A.](#) *A Robust Indoor Scene Recognition Method based on Sparse Representation*. Proceedings of the 22nd Iberoamerican Congress on Pattern Recognition, CIARP, 2017.
- [Hugo et al. '17] Hugo, J., Padua, F. L. C., [Lacerda, A.](#) and Pereira, A. C. *A video summarization approach based on the emulation of bottom-up mechanisms of visual attention*. Journal of Intelligent Information Systems, 49(1), 193-211, JIIS, 2017.
- [Anicio et al. '17] Anicio, A., [Lacerda, A.](#), Pappa, G. L. and Padua, F. L. C. *A Multimodal Recommendation Framework based on Low-dimensional Latent Factors*. Proceedings of National Meeting on Artificial and Computational Intelligence, ENIAC, 2017.
- [Rodrigues et al. '17] Rodrigues, O. A. M., [Lacerda, A.](#) and Padua, F. L. C. *Improved User Cold-Start Recommendation via Two-Level Bandit Algorithms*. Proceedings of National Meeting on Artificial and Computational Intelligence, ENIAC, 2017.
- [Carmo et al. '17] Carmo, R. R., [Lacerda, A.](#) and Dalip, D. H. *A Majority Voting Approach for Sentiment Analysis in Short Texts using Topic Models*. Simpósio Brasileiro de Sistemas Multimídia e Web, WEBMEDIA, 2017.

Referências

- [Bessas et al. '16] Bessas, I. L., Padua, F. L. C., Assis, G. T., Cardoso, R. and [Lacerda, A.](#) *Automatic and online setting of similarity thresholds in content-based visual information retrieval problems*. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 1(1), 1-16, JASP, 2016.
- [Brito et al. '16] Brito, D. N., Nunes, C. F., Padua, F. L. C. and [Lacerda, A.](#) *Evaluation of Interest Point Matching Methods for Projective Reconstruction of 3D Scenes*. Revista IEEE America Latina, 14(1), 1393-1410, 2016.
- [Oliveira et al. '16] Oliveira, S., Diniz, V., [Lacerda, A.](#) and Pappa, G. L. *Evolutionary Rank Aggregation for Recommender Systems*. Proceedings of 19th International Congress on Evolutionary Computation, CEC, 2016.
- [Pedrosa et al. '16] Pedrosa, G., Bicalho, P., Pita, M., [Lacerda, A.](#) and Pappa, G. L. *Topic Modeling for Short Texts with Co-occurrence Frequency-based Expansion*. Proceedings of the 5th Brazilian Conference on Intelligent System, BRACIS, 2016.
- [Lacerda et al. '15a] [Lacerda, A.](#), Santos, R., Veloso, A. and Ziviani, N. *Improving Daily Deals Recommendations using Explore-then-exploit Strategies*. Information Retrieval Journal, 18(2), 95-122, 2015.
- [Ribeiro et al. '15] Ribeiro, M. T., Ziviani, N., Moura, E., [Lacerda, A.](#), Hata, I. and Veloso, A. *Multiobjective Pareto-efficient Approaches for Recommender Systems*. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 5(4), 53-84, TIST, 2015.
- [Lacerda et al. '15b] [Lacerda, A.](#), Veloso, A. and Ziviani, N. *Adding Value to Daily-Deals Recommendation: Multi-armed Bandits to Match Customers and Deals*. Proceedings of 4th Brazilian Conference on Intelligent Systems, BRACIS, 2015.

Referências

- [Lacerda et al. '15c] [Lacerda, A.](#) *Contextual Bandits for Multi-objective Recommender Systems*. Proceedings of 4th Brazillian Conference on Intelligent Systems, BRACIS, 2015.
- [Isidoro et al. '15] Isidoro, S., [Lacerda, A.](#) and Pappa, G. L. *MeGASS: Multi-Objective Genetic Active Site Search*. Workshop on Evolutionary Computation in Computational Structural Biology, GECCO (Companion), 2015.
- [Lacerda et al. '14] [Lacerda, A.](#), Santos, R., Veloso, A. and Ziviani, N. *Context-aware Deal Size Prediction*. Proceedings of the 21st International Symposium on String Processing and Information Retrieval, SPIRE, 2014.
- [Costa et al. '14] Costa, T. F., [Lacerda, A.](#), Santos, R. L. and Ziviani, N. *Information-theoretic Term Selection for New Item Recommendation*. Proceedings of the 21st International Symposium on String Processing and Information Retrieval, SPIRE, 2014.
- [Bidart et al. '14a] Bidart, R., Pereira, A. C. M., Almeida, J. and [Lacerda, A.](#) *Para Onde Devo Viajar: Recomendação de Cidades Baseada em Comunidades de Usuários*. Proceedings of Brazilian Workshop on Social Network Analysis and Mining, Brasnam, 2014.
- [Bidart et al. '14b] Bidart, R., Pereira, A. C. M., Almeida, J. and [Lacerda, A.](#) *Where Should I Go? City Recommendation Based on User Communities*. Proceedings of the 9th Latin America World Wide Web Congress, LA-WEB, 2014.
- [Guimarães et al. '13] Guimarães, A., Costa, T. F., [Lacerda, A.](#), Pappa, G. L. and Ziviani, N. *GUARD: A Genetic Approach for Recommendation*. Journal of Information and Data Management, 4(3), 295-321, JIDM, 2013.
- [Menezes et al. '13] Menezes, D., [Lacerda, A.](#), Veloso, A. and Ziviani, N. *Weighted Slope One Predictors Revisited*. Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web (Companion), WWW, 2013.

Referências

[Lacerda et al. '13] [Lacerda, A.](#), Veloso, A. and Ziviani, N. *Exploratory and Interactive Daily Deals Recommendation*. Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender Systems, ACM RecSys, 2013.

[Lacerda et al. '13] [Lacerda, A.](#) and Ziviani, N. *Building user profiles to improve user experience in recommender systems*. Proceedings of the 6th ACM International Conference on Web Search and Data Mining, ACM WSDM (Doctorium Consortium), WSDM, 2013.

[Ribeiro et al. '12] Ribeiro, M. T., [Lacerda, A.](#), Veloso, A. and Ziviani, N. *Pareto-efficient Hybridization for multi-objective Recommender Systems*. Proceedings of the 6th ACM Conference on Recommender Systems, ACM RecSys, 2012.

[Matos-Júnior et al. '12] Matos-Júnior, O., Ziviani, N., Botelho, F., [Lacerda, A.](#) and Silva, A. S. *Using Taxonomies for Product Recommendation*. Journal of Information and Data Management, 3(2), 85-116, JIDM, 2012.

[Botelho et al. '11] Botelho, F. C., [Lacerda, A.](#), Menezes, G. V. and Ziviani, N. *Minimal perfect hashing: A competitive method for indexing internal memory*. Information Sciences, 181(1), 2608-2625, IS, 2011.

[Menezes et al. '10] Menezes, G. V., Almeida, J., Belém, F., Gonçalves, M. A., [Lacerda, A.](#), Pappa, G., Veloso, A. and Ziviani, N. *Demand-driven Tag Recommendation*. Proceedings of the European Conference on Machine Learning and Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases, ECML/PKDD, 2010.

[Lacerda et al. '06] [Lacerda, A.](#), Gonçalves, M. A., Ziviani, N., Ribeiro-Neto, B. and Fan, W. *Learning to Advertise*. Proceedings of the 29th ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval. ACM SIGIR, 2006.

Referências

- [Bjorn et al. '18] Bjorn, B. Hammar, M., Nilsson, J. and Paraschakis, D. *Ensemble Recommendations via Thompson Sampling: an Experimental Study within e-commerce*. Proceedings of the 23rd Conference on Intelligent User Interfaces, CIUI, 2018.
- [Tang et al. '16] T. Tang, P. Winoto. *I should not recommend it to you even if you will like it: the ethics of recommender systems*. Review of Hypermedia and Multimedia, 2016.
- [Kveton et al. '15] Kveton, B., Szepesvari, C., Wen, Z. and Ashkan, A. *Cascading bandits: Learning to rank in the cascade model*. Proceedings of the International Conference on Machine Learning, ICML, 2015.
- [Slivkins et al. '13] Slivkins, A., Radlinski, F. and Gollapudi, S. *Ranked bandits in metric spaces: learning diverse rankings over large document collections*. Journal of Machine Learning Research, 399-436, 2013.
- [Bobadilla et al. '13] Bobadilla, J., Ortega, F. and Hernando, A. *Recommender Systems Survey*. Knowledge-based Systems, 46(1), 109-132, Elsevier, 2013.
- [Lihong et al. '10] Lihong, L., Chu, W., Langford, J. and Schapire, R. E. *A contextual-bandit approach to personalized news article recommendation*. Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web. WWW, 2010
- [Ribeiro-Neto et al. '05] Ribeiro-Neto, B., Cristo, M., Moura, E. S. and Golher, P. *Impedance coupling in content-target advertising*. Proceedings of the 28th ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval. ACM SIGIR, 2005.

Referências

- [Sutton and Barto '98]** Sutton, R. and Barto, A. G. *Introduction to reinforcement learning*. vol. 135. Cambridge: MIT press. 1998.
- [Cesa-Bianchi '06]** Cesa-Bianchi, N. and Lugosi, G. *Prediction, learning and games*. Cambridge University Press. 2006.
- [Byers et al. '12]** Byers, J., Mitzenmacher, M. and Zervas, G. *Daily deals: Prediction, social diffusion, and reputational ramifications*. Proceedings of the 5th ACM International Conference on Web Search and Data Mining, pp. 543-552. ACM WSDM, 2012.
- [Rendle et al. '11]** Rendle, S., Christoph, F., Zeno, G. and Lars S. *BPR: Bayesian personalized ranking from implicit feedback*. In Proceedings of the 25th conference on uncertainty in artificial intelligence, pp. 452-461. UAI, 2011.
- [Lappas and Terzi '12]** Lappas, T. and Terzi, E. *Daily-deal selection for revenue maximization*. Proceedings of the 21st ACM international conference on Information and knowledge management, pp. 565-574. CIKM, 2012.
- [Bao et al. '12]** Bao, Xinlong, Lawrence Bergman, and Rich Thompson. *Stacking recommendation engines with additional meta-features*. Proceedings of the 3rd ACM conference on Recommender systems, pp. 109-116. ACM RecSys, 2012.
- [Slivkins et al. '13]** Slivkins, Aleksandrs, Filip Radlinski, and Sreenivas Gollapudi. *Ranked bandits in metric spaces: learning diverse rankings over large document collections*. Journal of Machine Learning Research 14, no. Feb (2013): 399-436.

Referências

[Zhang et al. '17] Zhang, Yongfeng, Qingyao Ai, Xu Chen, and W. Bruce Croft. *Joint representation learning for top-n recommendation with heterogeneous information sources*. *Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management*, pp. 1449–1458. ACM CIKM, 2017.